



**TUGAS AKHIR - SS 145561**

**PERAMALAN CURAH HUJAN DI KABUPATEN  
BOJONEGORO DENGAN METODE ARIMA BOX-  
JENKINS**

**LAKSMANA DIKI SADITA  
NRP 1314 030 008**

**Dosen Pembimbing  
Dr. Brodjol Sutijo S.U., M.Si**

**DEPARTEMEN STATISTIKA BISNIS  
FAKULTAS VOKASI  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA 2017**



**TUGAS AKHIR - SS 145561**

**PERAMALAN CURAH HUJAN DI KABUPATEN  
BOJONEGORO DENGAN METODE ARIMA BOX-  
JENKINS**

Laksmana Diki Sadita  
NRP 1314 030 008

Dosen Pembimbing  
Dr. Brodjol Sutijo S.U., M.Si

DEPARTEMEN STATISTIKA BISNIS  
FAKULTAS VOKASI  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA 2017



**FINAL PROJECT - SS 145561**

**RAINFALL FORECASTING IN BOJONEGORO BY  
USING ARIMA BOX-JENKINS METHOD**

Laksmana Diki Sadita  
NRP 1314 030 008

Supervisor  
Dr. Brodjol Sutijo S.U., M.Si

DEPARTMEN OF BUSINESS STATISTICS  
FACULTY OF VOCATIONAL  
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER  
SURABAYA 2017

## LEMBAR PENGESAHAN

### PERAMALAN CURAH HUJAN DI KABUPATEN BOJONEGORO DENGAN METODE ARIMA BOX-JENKINS

#### TUGAS AKHIR

Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat  
Memperoleh Gelar Ahli Madya pada  
Departemen Statistika Bisnis  
Fakultas Vokasi  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh:

**LAKSMANA DIKI SADITA**  
**1314030008**

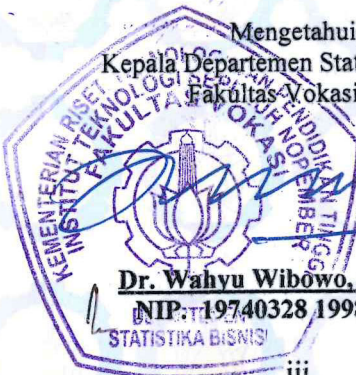
SURABAYA, JUNI 2017

Menyetujui,  
Pembimbing Tugas Akhir



**Dr. Brodjol Sutijo S.U., M.Si**  
**NIP. 19660125 199002 1 001**

Mengetahui,  
Kepala Departemen Statistika Bisnis  
Fakultas Vokasi ITS



**Dr. Wahyu Wibowo, S.Si., M.Si**  
**NIP. 19740328 199802 1 001**

STATISTIKA BISNIS

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## **Peramalan Curah Hujan di Kabupaten Bojonegoro dengan Menggunakan ARIMA Box-Jenkins**

**Nama Mahasiswa** : Laksmana Diki Sadita  
**NRP** : 1314 030 008  
**Program** : Diploma III  
**Departemen** : Statistika Bisnis FV ITS  
**Dosen Pembimbing** : Dr. Brodjol Sutijo S.U., M.Si

### **Abstrak**

Bojonegoro merupakan daerah dataran rendah yang memiliki lahan pertanian lebih dari separuh. Setiap tahun Bojonegoro selalu bersaing dengan Kabupaten Lamongan dan Jember sebagai pemasok hasil pertanian untuk Provinsi Jawa Timur. Namun pada 2016, terjadi musim kemarau basah dan curah hujan tinggi pada musim penghujan sehingga banyak lahan pertanian yang mengalami gagal panen. Sehingga informasi curah hujan pada periode yang akan datang sangat dibutuhkan agar masyarakat dapat mempersiapkan jika terjadi curah hujan tinggi yang berdampak pada terjadinya gagal panen akibat curah hujan tinggi. Metode yang digunakan untuk meramalkan wilayah berdasarkan data sebelumnya salah satunya adalah metode ARIMA Box-Jenkins. Data yang digunakan untuk meramalkan curah hujan merupakan data sekunder yang diambil dari stasiun pengukuran curah hujan di Kabupaten Bojonegoro. Pada penelitian ini dilakukan peramalan curah hujan di Kabupaten Bojonegoro di tiga stasiun pengukuran curah hujan yaitu stasiun Leran, Panjang, dan Baureno. Berdasarkan hasil analisis diperoleh model terbaik pada Stasiun Pengukuran Leran yaitu ARIMA (2,1,0). Model terbaik pada Stasiun Pengukuran Panjang yaitu ARIMA (0,1,[1,34]). Model terbaik pada Stasiun Pengukuran Baureno yaitu ARIMA (0,1,[1,34]).

**Kata Kunci** : *ARIMA Box-Jenkins, Curah Hujan, Gagal Panen, Kabupaten Bojonegoro*

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

# **Rainfall Forecasting in Bojonegoro by Using ARIMA Box-Jenkins Method**

**Student Name** : Laksmana Diki Sadita  
**NRP** : 1314 030 008  
**Programme** : Diploma III  
**Department** : Statistika Bisnis FV ITS  
**Supervisor** : Dr. Brodjol Sutijo S.U., M.Si

## **Abstrak**

Bojonegoro is a region with lowland which has more than half the agricultural land. Every year Bojonegoro always competing with Lamongan and Jember as a supplier of agricultural products to the East Java province. But in 2016, there was a wet dry season and high rainfall in the rainy season so many farms that experienced crop failure. So that forecasting rainfall in the coming period is needed so that people can prepare in case of heavy rainfall which affects the occurrence of crop failure due to high rainfall. The method used to predict rainfall based on the data before one of them is the Box-Jenkins ARIMA method. As Predict rainfall is secondary data drawn from rainfall measurement stations in Bojonegoro. In this research, rainfall forecasting in Bojonegoro there are three rainfall measurement stations, namely station Leran, Panjang, and Baureno. Based on the results obtained by analysis of the best models in the Measurement Stations Leran is ARIMA (2,1,0). The best model in Measurements Stasion Panjang is ARIMA (0,1,[1,34]). The best model in Measurements Stasion Baureno is ARIMA (0,1,[1,34]).

***Kata Kunci*** : ARIMA Box-Jenkins, Bojonegoro, Crop Failure, Rainfall



*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Allah SWT yang telah memberikan hidayah dan karunia-Nya memberikan kekuatan dan kegigihan dalam menyusun Laporan Tugas Akhir ini yang berjudul **“Peramalan Curah Hujan di Kabupaten Bojonegoro dengan Menggunakan ARIMA Box-Jenkins”**. Selama penyusunan laporan Tugas Akhir ini penulis banyak mendapatkan pengalaman, ilmu yang bermanfaat dan lebih sering dapat bertukar pikiran dengan teman-teman. Penulis ingin mengucapkan banyak terima kasih kepada:

1. Dr. Brodjol Sutijo S.U., M. Si, selaku dosen pembimbing tugas akhir yang telah membimbing, memberikan saran terbaik selama penyusunan Laporan Tugas Akhir.
2. Dra. Sri Mumpuni Retnaningsih, MT dan Noviyanti Santoso S.Si, M.Si. selaku dosen penguji yang telah banyak memberikan saran dan masukan dalam penyelesaian Tugas Akhir ini.
3. Mike Prastuti., S.Si., M.Si, selaku dosen validator yang telah menyempatkan waktunya untuk mengecek draft tugas akhir.
4. Dr. Wahyu Wibowo, M.Si selaku ketua Departemen Statistika Bisnis FV ITS dan Dosen Wali yang selalu memberikan arahan.
5. Ir. Sri Pingit Wulandari M.Si selaku ketua Prodi DIII Departemen Statistika Bisnis FV ITS yang tidak pernah lelah memberikan arahan, semangat, motivasi untuk mengerjakan Tugas Akhir ini.
6. Dosen dan staff karyawan Statistika Bisnis FV ITS yang telah memberikan pengalaman dan ilmu kepada penulis.
7. Badan Kesatuan Bangsa dan Politik, Dinas PU Pengairan dan Dinas Pertanian Kabupaten Bojonegoro yang sudah banyak membantu penulis, mulai dari kemudahan dalam memperoleh data serta berbagai informasi yang dibutuhkan oleh penulis.

8. Ibu yang selalu memberikan arahan dan energi positif, Ayah yang selalu memberikan pesan moral, Adik yang selalu menjadi pengobat rindu dikala berada di rumah dan segenap keluarga yang selalu memberikan dukungan serta nasehat yang tak akan pernah bisa digantikan dengan apapun.
9. Mita Aris Setiyani dan Mama Yayuk, yang selalu memberikan dukungan, support serta keluhan keluhan dalam penyusunan laporan Tugas Akhir serta Alm. Om yub yang selalu memberikan support serta saran terbaik dalam mengambil keputusan selama jenjang perkuliahan.
10. Teman-teman kos E-29 Mas rohim, Mas badru, Mas ubaid, Subhan, Abid, Mas Eko yang selalu memberikan bantuan baik moral, semangat, dan hiburan baik secara langsung maupun tidak langsung.
11. Teman-teman mahasiswa Statistika Bisnis ITS khususnya tentang peramalan yang telah membantu dan bertukar pikiran selama penyusunan Tugas Akhir.
12. Teman-teman Prodi DIII angkatan 2014 dan semua pihak yang telah membantu dalam penyusunan Laporan Tugas Akhir ini, baik secara langsung maupun tidak langsung.
13. Pihak-pihak yang sudah banyak membantu penulis dalam proses pengerjaan Tugas Akhir ini, yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu.

Penulis menyadari bahwa laporan ini masih jauh dari kesempurnaan, untuk itu penulis menerima saran dan kritik yang diberikan untuk penyempurnaan laporan Tugas Akhir ini. Penulis berharap semoga laporan ini dapat memberikan banyak manfaat untuk pembaca.

Surabaya, Juni 2017

Penulis

## DAFTAR ISI

	Halaman
<b>COVER.....</b>	i
<b>HALAMAN JUDUL.....</b>	ii
<b>LEMBAR PENGESAHAN .....</b>	iv
<b>KATA PENGANTAR .....</b>	ix
<b>DAFTAR ISI .....</b>	xi
<b>DAFTAR TABEL .....</b>	xv
<b>DAFTAR GAMBAR .....</b>	xvii
<b>DAFTAR LAMPIRAN .....</b>	xix
<b>BAB I PENDAHULUAN</b>	
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Perumusan Masalah.....	3
1.3 Tujuan Penelitian .....	3
1.4 Manfaat Penelitian .....	3
1.5 Batasan Masalah .....	4
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA</b>	
2.1 Metode <i>Time Series</i> .....	5
2.1.1 Stationer Data.....	5
2.1.2 Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation function (PACF) .....	7
2.2 Model <i>Time Series</i> .....	8
2.2.1 Autoregressive (AR) .....	8
2.2.2 Moving Average (MA).....	9
2.2.3 Model Autoregressive Moving Average (ARMA) .....	9
2.2.4 Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) .....	9
2.2.5 Model Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) .....	10
2.3 Identifikasi Model ARIMA Box-Jenkins .....	10
2.4 Estimasi Parameter dan Uji Signifikansi Parameter .....	11
2.4.1 Estimasi Parameter .....	11
2.4.2 Uji Signifikansi Parameter .....	12
2.4.3 Uji Asumsi Residual .....	13

2.5 Deteksi Outlier .....	14
2.6 Pemilihan Model Terbaik .....	16
2.7 Hujan .....	16
2.8 Gagal Panen .....	17
<b>BAB III METODOLOGI PENELITIAN</b>	
3.1 Sumber Data .....	19
3.2 Variabel Penelitian .....	19
3.3 Struktur Data .....	19
3.4 Langkah Analisis .....	21
<b>BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN</b>	
4.1 Karakteristik Curah Hujan di Kabupaten Bojonegoro ....	25
4.2 Peramalan Curah Hujan Di Stasiun Leran.....	28
4.2.1 Identifikasi <i>Time Series</i> Plot .....	29
4.2.2 Identifikasi Stasioner <i>Time Series</i> Di Stasiun Leran	29
4.2.3 Identifikasi Model ARIMA .....	33
4.2.4 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter .....	34
4.2.5 Pengujian Asumsi Residual .....	35
4.2.6 Pemilihan Model Terbaik .....	38
4.2.7 Peramalan .....	41
4.3 Peramalan Curah Hujan Di Stasiun Panjang .....	42
4.3.1 Identifikasi <i>Time Series</i> Plot .....	43
4.3.2 Identifikasi Stasioner <i>Time Series</i> Di Stasiun Panjang.....	43
4.3.3 Identifikasi Model ARIMA .....	47
4.3.4 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter .....	48
4.3.5 Pengujian Asumsi Residual .....	48
4.3.6 Pemilihan Model Terbaik .....	50
4.3.7 Peramalan .....	51
4.4 Peramalan Curah Hujan Di Stasiun Baureno .....	53
4.4.1 Identifikasi <i>Time Series</i> Plot .....	53
4.4.2 Identifikasi Stasioner <i>Time Series</i> Di Stasiun Baureno .....	54
4.4.3 Identifikasi Model ARIMA .....	57
4.4.4 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter .....	58
4.4.5 Pengujian Asumsi Residual .....	59

4.4.6 Pemilihan Model Terbaik .....	61
4.4.7 Peramalan .....	62
<b>BAB V KESIMPULAN DAN SARAN</b>	
5.1 Kesimpulan.....	65
5.2 Saran.....	66
<b>DAFTAR PUSTAKA</b>	
<b>LAMPIRAN</b>	

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## DAFTAR TABEL

	Halaman
<b>Tabel 2.1</b> Karakteristik ACF dan PACF.....	10
<b>Tabel 2.2</b> Karakteristik ACF dan PACF model Musiman.....	10
<b>Tabel 3.1</b> Struktur Data Penelitian .....	19
<b>Tabel 4.1</b> Karakteristik curah hujan di Kabupaten Bojonegoro	25
<b>Tabel 4.2</b> Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter pada Model ARIMA di Stasiun Leran.....	34
<b>Tabel 4.3</b> Hasil Uji Ljung-Box pada masing-masing model ARIMA yang telah signifikan di Stasiun Leran.....	35
<b>Tabel 4.4</b> Hasil pengujian Asumsi Residual Berdistribusi normal pada model ARIMA di Stasiun Leran.....	36
<b>Tabel 4.5</b> Hasil perhitungan RMSE dan MAD pada model ARIMA.....	40
<b>Tabel 4.6</b> Hasil Ramalan di Stasiun Leran .....	41
<b>Tabel 4.7</b> Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter pada Model ARIMA di Stasiun Pengukuran Panjang .....	48
<b>Tabel 4.8</b> Hasil Uji Ljung-Box pada masing-masing model ARIMA yang telah signifikan di Stasiun Pengukuran Panjang .....	49
<b>Tabel 4.9</b> Hasil pengujian Asumsi Residual Berdistribusi normal pada model ARIMA di Stasiun Pengukuran Panjang .....	50
<b>Tabel 4.10</b> Hasil perhitungan RMSE dan MAD pada model ARIMA.....	51
<b>Tabel 4.11</b> Hasil Ramalan di Stasiun Pengukuran Panjang.....	52
<b>Tabel 4.12</b> Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter pada Model ARIMA di Stasiun Pengukuran Baureno .....	59
<b>Tabel 4.13</b> Hasil Uji Ljung-Box pada masing-masing model ARIMA yang telah signifikan di Stasiun Pengukuran Baureno .....	60



<b>Tabel 4.14</b>	Hasil pengujian Asumsi Residual Berdistribusi normal pada model ARIMA di Stasiun Pengukuran Baureno .....	60
<b>Tabel 4.15</b>	Hasil perhitungan RMSE dan MAD pada model ARIMA .....	61
<b>Tabel 4.16</b>	Hasil Ramalan di Stasiun Pengukuran Baureno.....	62

## DAFTAR GAMBAR

	Halaman
<b>Gambar 3.1</b> Peta Stasiun Pengukuran Curah Hujan Di Kabupaten Bojonegoro .....	19
<b>Gambar 3.2</b> Diagram Alir .....	22
<b>Gambar 4.1</b> Plot rata-rata curah hujan di stasiun leran per tahun .....	26
<b>Gambar 4.2</b> Plot rata-rata curah hujan di stasiun Panjang per tahun .....	27
<b>Gambar 4.3</b> Plot rata-rata curah hujan di stasiun Baureno per tahun .....	28
<b>Gambar 4.4</b> <i>Time series</i> plot curah hujan di Stasiun Leran .....	29
<b>Gambar 4.5</b> <i>Box-cox</i> plot curah hujan di Stasiun Leran .....	30
<b>Gambar 4.6</b> <i>Box-cox</i> plot curah hujan di Stasiun Leran setelah Transformasi .....	30
<b>Gambar 4.7</b> <i>Time Series</i> Plot setelah dilakukan transformasi...	31
<b>Gambar 4.8</b> Plot ACF curah hujan di Stasiun Leran.....	32
<b>Gambar 4.9</b> <i>Time Series</i> Plot Curah hujan d Stasiun Leran seteah dilakukan <i>differencing</i> .....	32
<b>Gambar 4.10</b> Plot ACF dan PACF curah hujan di Stasiun Leran setelah <i>differencing</i> :ACF (a), PACF (b) ..	33
<b>Gambar 4.11</b> Histogram dari residual masing-masing model dari Stasiun Pengukuran Leran .....	37
<b>Gambar 4.12</b> <i>Box-plot</i> dari masing-masing model dari Stasiun Pengukuran Leran .....	38
<b>Gambar 4.13</b> Perbandingan antara Ramalan (merah) dari data <i>in-sample</i> dan data aktual (biru) pada masing- masing model di Stasiun Pengukuran Leran .....	39
<b>Gambar 4.14</b> <i>Time series</i> plot curah hujan di Stasiun Panjang	43
<b>Gambar 4.15</b> <i>Box-cox</i> plot curah hujan di Stasiun Panjang .....	44
<b>Gambar 4.16</b> <i>Box-cox</i> plot curah hujan di Stasiun Panjang setelah Transformasi .....	44
<b>Gambar 4.17</b> <i>Time Series</i> Plot setelah dilakukan transformasi.	45
<b>Gambar 4.18</b> Plot ACF curah hujan di Stasiun Panjang .....	46

<b>Gambar 4.19</b>	<i>Time Series</i> Plot Curah hujan d Stasiun Panjang seteah dilakukan <i>differencing</i> .....	46
<b>Gambar 4.20</b>	Plot ACF dan PACF curah hujan di Stasiun Panjang setelah <i>differencing</i> : ACF (a), PACF (b) .....	47
<b>Gambar 4.21</b>	Perbandingan antara Ramalan (merah) dari data <i>in-sample</i> dan data aktual (biru) pada masing-masing model di Stasiun Pengukuran Panjang ..	50
<b>Gambar 4.22</b>	<i>Time series</i> plot curah hujan di Stasiun Baureno	53
<b>Gambar 4.23</b>	<i>Box-cox</i> plot curah hujan di Stasiun Baureno ...	54
<b>Gambar 4.24</b>	<i>Box-cox</i> plot curah hujan di Stasiun Baureno setelah Transformasi .....	55
<b>Gambar 4.25</b>	<i>Time Series</i> Plot setelah dilakukan transformasi.	56
<b>Gambar 4.26</b>	Plot ACF curah hujan di Stasiun Baureno .....	56
<b>Gambar 4.27</b>	<i>Time Series</i> Plot curah hujan di Stasiun Baureno setelah <i>differencing</i> .....	57
<b>Gambar 4.28</b>	Plot ACF dan PACF curah hujan di Stasiun Baureno setelah <i>differencing</i> : ACF (a), PACF (b) .....	58
<b>Gambar 4.29</b>	Perbandingan antara Ramalan (merah) dari data <i>in-sample</i> dan data aktual (biru) pada masing-masing model di Stasiun Pengukuran Baureno ..	61

## DAFTAR LAMPIRAN

- Lampiran 1** Surat Keterangan Perijinan Pengambilan Data Tugas Akhir
- Lampiran 2** Bukti Pembimbingan Tugas Akhir
- Lampiran 3.** Surat Keterangan Valid Pada Data Curah Hujan
- Lampiran 4** Data curah hujan di Kabupaten Bojonegoro di Stasiun Leran, Panjang, dan Baureno
- Lampiran 5** Syntax SAS Untutk ARIMA di Stasiun Pengukuran Leran
- Lampiran 6** Syntax SAS Untutk ARIMA di Stasiun Pengukuran Panjang
- Lampiran 7** Syntax SAS Untutk ARIMA di Stasiun Pengukuran Baureno
- Lampiran 8** *Output Syntax* SAS Untutk ARIMA di Stasiun Pengukuran Leran
- Lampiran 9** *Output Syntax* SAS Untutk ARIMA di Stasiun Pengukuran Panjang
- Lampiran 10** *Output Syntax* SAS Untutk ARIMA di Stasiun Pengukuran Baureno
- Lampiran 11** *Output Residual* SAS Untutk model ARIMA di Stasiun Pengukuran Leran
- Lampiran 12** *Output Residual* SAS Untutk model ARIMA di Stasiun Pengukuran Panjang
- Lampiran 13** *Output Residual* SAS Untutk model ARIMA di Stasiun Pengukuran Baureno
- Lampiran 14** Syntax deteksi *outlier* pada Stasiun Pengukuran Leran

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Rata-rata curah hujan di Indonesia cukup tinggi, yaitu sekitar 2.000 mm/tahun. Hal ini disebabkan wilayah Indonesia terletak di daerah tropis. Oleh sebab itu, iklim di Indonesia adalah tropis lembab, yaitu iklim tropis yang banyak mengandung uap air. Rata-rata curah hujan yang tinggi berpengaruh terhadap sebagian besar mata pencaharian penduduk, yaitu sektor pertanian. Wilayah yang mempunyai curah hujan tinggi antara lain Sumatera, Jawa, dan Kalimantan (Hestiyanto, 2006).

Fenomena bahwa rata-rata curah hujan tergolong tinggi, dapat menimbulkan dampak bencana banjir yang berpotensi menimbulkan gagal panen di daerah-daerah yang biasanya berada pada dataran rendah seperti Pasuruan, Mojokerto, Jombang, Bojonegoro, Lamongan untuk Provinsi Jawa Timur (Ulum, 2015). Gagal panen yang dialami petani sangat berpengaruh terhadap penurunan kuantitas dan kuantitas padi akibat curah hujan yang sangat tinggi. Hal tersebut disebabkan karena tanaman padi sangat sensitif terhadap curah hujan. (Handayani T, Aliyah N, & Shobirin, 2013).

Provinsi Jawa Timur merupakan penghasil beras tertinggi di Indonesia mendapat banyak pasokan dari 3 Kabupaten, yaitu Lamongan, Bojonegoro, dan Jember. Kabupaten Bojonegoro menyumbang lebih dari 6% pasokan beras dari total lahan tanaman padi di Jawa Timur dari tahun 2008 hingga 2013 (BPS, 2014). Kabupaten Bojonegoro memiliki 40,15% lahan sebagai hutan negara dan 56,17% atau 137.925 Ha digunakan untuk persawahan. Iklim di Kabupaten Bojonegoro adalah iklim tropis, dengan suhu rata-rata 27,8 C dengan interval antara 24,2° C – 31,4° C dan hanya mengenal dua musim yaitu musim kemarau dan musim penghujan, serta intensitas curah hujan yang terjadi akan mempengaruhi jenis dan pola tanam serta pola identitas

penggunaan tanah dan tersedianya air pengairan. (BAPPEDA, 2013).

Pada Bulan April hingga Oktober Tahun 2016, terjadi kemarau basah. Keadaan ini menyebabkan banyak tanaman pada areal lahan di Kabupaten Bojonegoro mengalami gagal panen. Banyaknya curah hujan tinggi pada bulan November dan Desember 2016 juga menyebabkan banyak bencana lain seperti banjir dan tanah longsor. Terdapat 4428,5 Ha lahan sawah gagal panen di Kabupaten Bojonegoro yang disebabkan oleh curah hujan tinggi. Hasil tersebut berbeda jauh apabila dibandingkan paa tahun 2015 dimana hanya terdapat 219 Ha sawah yang gagal panen akibat curah hujan tinggi (DINAS PERTANIAN, 2017).

Berdasarkan fenomena gagal panen yang meningkat drastis terjadi akibat curah hujan yang tinggi, maka penelitian ini akan mengambil tema “Peramalan Curah Hujan Yang Terjadi Di Kabupaten Bojonegoro dengan Metode ARIMA Box-Jenkins” untuk meminimalisir terjadinya gagal panen akibat curah hujan tinggi. Beberapa penelitian tentang curah hujan sebelumnya pernah dilakukan..

Anggraeni (2011) meneliti tentang curah hujan di Kecamatan Bangkinang Barat Kabupaten Kampar Menggunakan Metode Box-Jenkins, dengan menghasilkan model ARIMA (1,0,0). Data yang digunakan adalah data Curah hujan di Kecamatan Bangkinang Barat Kabupaten Kampar pada Tahun 2001 sampai 2010 serta meramalkan data tinggi curah hujan Januari 2011 sampai dengan Desember 2011 menggunakan metode Box-Jenkins.

Safa (2016) melakukan penelitian tentang curah hujan Di Kabupaten Lamongan dengan menghasilkan model terbaik yang digunakan untuk meramalkan curah hujan di stasiun pengukuran Gondang adalah ARIMA(0,1,1) (0,1,1)<sup>36</sup>. Model terbaik pada stasiun pengukuran Bluluk adalah ARIMA ([1,3,7],0,0)(0,1,1)<sup>36</sup> sedangkan model terbaik pada stasiun pengukuran Bluri adalah ARIMA(0,1,1) (0,1,1)<sup>36</sup>. Peramalan curah hujan pada ketiga

stasiun pengukuran untuk mengatasi gagal panen di Kabupaten Lamongan.

## **1.2 Perumusan Masalah**

Tingginya curah hujan dan terjadinya kemarau basah mengakibatkan gagal panen akibat curah hujan meningkat pada tahun 2016 dibandingkan dengan tahun 2015 di Kabupaten Bojonegoro. Keadaan tersebut juga terjadi akibat petani yang masih mengikuti pola tanam seperti musim-musim sebelumnya, sehingga perlu:

1. melihat kondisi musim untuk mengetahui pola curah hujan.
2. peramalan curah hujan di periode mendatang.

Kedua hal tersebut untuk membantu petani mengetahui masa tanam dan panen di periode yang akan datang serta meminimalisir terjadinya gagal panen akibat curah hujan. Peramalan dilakukan dengan menggunakan metode *ARIMA Box-Jenkins*.

## **1.3 Tujuan Penelitian**

1. Memperoleh model terbaik untuk meramalkan curah hujan di Kabupaten Bojonegoro di Tahun 2016.
2. Mendapatkan nilai ramalan curah hujan di Kabupaten Bojonegoro Tahun 2017.

## **1.4 Manfaat Penelitian**

Manfaat dari penelitian ini adalah masyarakat Bojonegoro dapat mengetahui seberapa tingkat curah hujan yang terjadi di Kabupaten Bojonegoro di masa mendatang, sehingga dapat mengantisipasi terjadinya gagal panen yang dapat berpengaruh pada produktivitas hasil panen diakibatkan curah hujan yang tinggi. Kemudian hasil ramalan curah hujan juga dapat melihat masa tanam tanaman padi.



### **1.5 Batasan Masalah**

Penelitian ini hanya mengambil topik di Kabupaten Bojonegoro dan hanya menggunakan data curah hujan dari 3 stasiun pengukuran curah hujan yang terletak di areal lahan atau potensi pertanian sebagai bahan penelitian

## BAB II TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1 Metode *Time Series*

Time Series Adalah serangkaian pengamatan terhadap suatu variabel yang diambil dari waktu ke waktu dan dicatat secara beruntutan menurut urutan waktu kejadiannya dengan interval waktu yang tetap (Wei, 2006) dimana setiap pengamatan dinyatakan sebagai variabel random  $Z_t$  yang didapatkan berdasarkan indeks waktu tertentu  $t_i$  sebagai urutan waktu pengamatan, sehingga penulisan data time series adalah  $Z_{t1}$ ,  $Z_{t2}$ ,  $Z_{t3}$ , ...,  $Z_{tn}$ .

Ciri-ciri observasi mengikuti *time series* adalah interval waktu antar indeks waktu  $t$  dapat dinyatakan dalam satuan waktu yang sama (identik). Adanya ketergantungan waktu antara pengamatan  $Z_t$  dengan  $Z_{t-k}$  yang dipisahkan oleh jarak waktu  $k$  kali (*lag k*). Salah satu tujuan yang paling penting dalam *time series* yaitu memperkirakan nilai masa depan. Bahkan tujuan akhir dari pemodelan *time series* adalah untuk mengontrol sistem operasi biasanya didasarkan pada peramalan. Istilah peramalan lebih sering digunakan dalam literatur *time series* daripada prediksi jangka panjang (Wei, 2006)

#### 2.1.1 Stasioner Data

Suatu data dapat dikatakan stasioner yaitu ketika mean dan varians dari data yang digunakan berada pada kondisi yang konstan atau tidak terdapat perubahan yang sistematis dari kedua ciri data tersebut. Suatu penelitian yang menggunakan model *time series* pada umumnya selalu menggunakan asumsi bahwa data stasioner, sehingga seringkali mengharuskan adanya transformasi pada data yang tidak stasioner agar menjadi data yang stasioner. Apabila data tidak stasioner terhadap *mean* maka perlu dilakukan *differencing*.

*Differencing* adalah mencari selisih antar data pengamatan. *Differencing* untuk selisih pertama secara matematis dapat ditulis (Firdaus, 2006):

$$W_t = Z_t - Z_{t-1} \quad (2.1)$$

keterangan:

$W_t$  = Barisan selisih (*differencing*) tingkat pertama

$Z_t$  = Data pada waktu ke  $t$

$Z_{t-1}$  = Data pada waktu  $t-1$

apabila data belum stasioner pada selisih pertama, maka di cari selisih tingkat dua, secara matematis dapat ditulis:

$$\begin{aligned} Y_t &= W_t - W_{t-1} \\ &= (Z_t - Z_{t-1}) - (Z_{t-1} - Z_{t-2}) \\ &= Z_t - 2Z_{t-1} + Z_{t-2} \end{aligned} \quad (2.2)$$

keterangan:

$Y_t$  = Barisan selisih (*differencing*) tingkat kedua

$Z_t$  = Data pada waktu ke  $t$

$Z_{t-1}$  = Data pada waktu  $t-1$

$Z_{t-2}$  = Data pada waktu  $t-2$

*differencing* dihentikan apabila hasil *differencing* telah stasioner dimana *time series plot* bergerak mengikuti garis *mean* yaitu nilai 0.

Apabila data tidak stasioner terhadap varians maka perlu dilakukan transformasi *Box-Cox* sebagai berikut (Wei, 2006).

$$Z_t^{(\lambda)} = \frac{Z_t^{(\lambda)} - 1}{\lambda}; -1 < \lambda < 1 \quad (2.3)$$

keterangan:

$Z_t$  = Data pada waktu ke  $t$

$\lambda$  = Nilai parameter transformasi

Dalam praktik biasanya data yang belum stasioner dalam varian juga belum stasioner dalam *mean*, sehingga untuk menstasionerkan diperlukan proses transformasi data kemudian baru dilakukan proses *differencing* (Wei, 2006).

### 2.1.2 Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation function (PACF)

Autokorelasi pada lag  $k$  atau korelasi antara  $Z_t$  dan  $Z_{t-k}$  secara matematis sebagai berikut (Cryer, 2008):

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t-k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2}, \quad k = 0, 1, 2, \dots \quad (2.4)$$

keterangan:

$Z_t$  = Data pengamatan pada waktu ke  $t$ ,  $t = 1, 2, \dots, n$

$\bar{Z}$  = Rata-rata data pengamatan

$\hat{\rho}_k$  = Nilai Autokorelasi

$k$  = Lag ke- $k$

Autokorelasi parsial dinotasikan dengan  $\{\phi_{kk}; k = 1, 2, \dots\}$  yaitu himpunan autokorelasi parsial untuk berbagai lag- $k$ , secara matematis sebagai berikut:

$$\hat{\phi}_{k+1,k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{k,j} \hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{k,j} \hat{\rho}_j} \quad (2.5)$$

dan

$$\hat{\phi}_{k+1,j} = \phi_{k,j} - \hat{\phi}_{k+1,k+1} \hat{\phi}_{k,k+1-j}, \quad j = 1, 2, \dots, k \quad (2.6)$$

keterangan:

$\hat{\rho}_k$  = Nilai Autokorelasi

$\hat{\phi}_{k+1,k+1}$  = Nilai Parsial Autokorelasi

$$\rho_1 = \phi_{k1} + \phi_{k2}\rho_1 + \dots + \phi_{kk}\rho_{k-1}$$

$$\rho_2 = \phi_{k1}\rho_1 + \phi_{k2} + \dots + \phi_{kk}\rho_{k-2}$$

$$\begin{array}{ccccccc} \cdot & \cdot & \cdot & & \cdot & & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & & \cdot & & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & & \cdot & & \cdot \end{array}$$

$$\rho_k = \phi_{k1}\rho_{k-1} + \phi_{k2}\rho_1 + \dots + \phi_{kk}$$

$\hat{\phi}_{k,j}$  merupakan korelasi antara  $Z_t$  dengan  $Z_{t-k}$  dimana  $Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots, Z_{t-k+1}$

Autokorelasi dan autokorelasi parsial dapat digunakan untuk menetapkan apakah terdapat suatu pola yang dihasilkan dari lag-lag yang diperoleh dari plot ACF dan PACF dalam suatu kumpulan data (Cryer, 2008).

## 2.2 Model Time Series

Metode ARIMA Box-Jenkins pada *time series* secara umum terdapat beberapa model yang dapat digunakan antara lain sebagai berikut.

### 2.2.1 Autoregressive (AR)

$AR(p)$  adalah model linier yang paling dasar untuk proses yang stasioner. Bentuk umum suatu proses *autoregressive* tingkat  $p$  ( $AR(p)$ ) adalah (Hanke, 2009):

$$Z_t = \phi_0 + \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t \quad (2.7)$$

keterangan:

$Z_t$  = Data pada waktu ke  $t$ ,  $t = 1, 2, \dots, n$

$Z_{t-i}$  = Data pada waktu  $t-i$ ,  $i = 1, 2, \dots, p$

$a_t$  = error pada periode  $t$

$\phi_0$  = konstanta

$\phi_i$  = parameter AR ke- $i$ ,  $i = 1, 2, 3, \dots, p$

### 2.2.2 Moving Average (MA)

Bentuk umum dari proses *moving average* tingkat  $q$  atau  $MA(q)$  adalah (Hanke, 2009):

$$Z_t = \theta_0 - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} + a_t \quad (2.8)$$

keterangan:

$Z_t$  = Data pada waktu ke  $t$ ,  $t = 1, 2, \dots, n$

$a_{t-i}$  = *error* pada waktu  $t-j$ ,  $j = 1, 2, \dots, q$

$a_t$  = *error* pada periode  $t$

$\theta_0$  = konstanta

$\theta_i$  = parameter MA ke- $j$ ,  $j = 1, 2, 3, \dots, q$

### 2.2.3 Model Autoregressive Moving Average (ARMA)

Model ini merupakan gabungan antara  $AR(p)$  dan  $MA(q)$ , sehingga dinyatakan sebagai  $ARMA(p, q)$ , dengan bentuk umum sebagai berikut (Hanke, 2009):

$$Z_t = \phi_0 + \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q} \quad (2.9)$$

keterangan:

$Z_t$  = Data pada waktu ke  $t$ ,  $t = 1, 2, \dots, n$

$Z_{t-i}$  = Data pada waktu  $t-i$ ,  $i = 1, 2, \dots, p$

$a_{t-i}$  = *error* pada waktu  $t-j$ ,  $j = 1, 2, \dots, q$

$a_t$  = *error* pada periode  $t$

$\theta_0$  = konstanta

$\phi_i$  = parameter AR ke- $i$ ,  $i = 1, 2, 3, \dots, p$

$\theta_j$  = parameter MA ke- $j$ ,  $j = 1, 2, 3, \dots, q$

### 2.2.4 Model Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA)

Apabila nonstasioneritas maka ditambahkan pada campuran proses ARIMA, maka model umum ARIMA  $(p, d, q)$  terpenuhi. Persamaan untuk kasus sederhana ARIMA  $(1, 1, 1)$  adalah sebagai berikut.

$$Z_t = Z_{t-1} - \phi_1 Z_{t-1} - \theta_1 a_{t-1} + a_t \quad (2.10)$$

(Makridakis, Wheelright, & McGee, 1999)

### 2.2.5 Model Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)

Pola Musiman adalah suatu pola berulang-ulang pada suatu selang yang konstan. Apabila dalam plot *time series* memiliki pola yang konsisten pada lag ke- $k$  musiman, maka koefisien autokorelasi pada periode  $k$  akan memiliki nilai positif yang tinggi yang menunjukkan pengaruh musiman. Model umum ARIMA *seasonal* adalah sebagai berikut (Wei, 2006).

Apabila  $d = D = 0$  maka  $\dot{Z}_t = Z_t - \mu$ , sedangkan jika  $d = D \neq 0$  maka  $\dot{Z}_t = Z_t$ .

$$\varphi_p \Phi_p(B^{PS})(1-B)^d(1-B^S)^D \dot{Z}_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^{QS})a_t \quad (2.11)$$

dimana :

$\Phi_p$  = parameter *seasonal* AR

$$\Phi_p(B^S) = (1 - \Phi_1 B^S - \Phi_2 B^{2S} \dots - \Phi_p B^{PS})$$

$\Theta_Q$  = parameter *seasonal* MA

$$\Theta_Q(B^S) = (1 - \Theta_1 B^S - \Theta_2 B^{2S} \dots - \Theta_Q B^{QS})$$

### 2.3 Identifikasi Model ARIMA Box-Jenkins

Pada *time series* dengan metode ARIMA Box-Jenkins, terdapat beberapa model yang dapat diperoleh yaitu model Autoregressive (AR), Moving average (MA), Autoregressive Moving Average (ARMA). Berikut merupakan tabel karakteristik pada ACF dan PACF yang digunakan untuk mengetahui model termasuk AR( $p$ ), MA( $q$ ), ARMA( $p, q$ ) (Wei, 2006).

**Tabel 2.1** Karakteristik ACF dan PACF

Proses	ACF	PACF
<b>AR(<math>p</math>)</b>	Lag-lag turun cepat	terpotong setelah lag ke- $p$
<b>MA(<math>q</math>)</b>	terpotong setelah lag ke- $p$	Lag-lag turun cepat
<b>ARMA(<math>p, q</math>)</b>	Lag-lag turun cepat	Lag-lag turun cepat

Sedangkan berdasarkan lag-lag plot ACF dan PACF model musiman yang stasioner ditunjukkan pada tabel 2.2 sebagai berikut.

**Tabel 2.2** Karakteristik Plot ACF dan PACF untuk Model Musiman

Model	ACF	PACF
MA ( $q$ )	Terpotong setelah lag ke- $qs$	Turun cepat pada lag musiman ( $S, 2S, \dots$ )
AR ( $p$ )	Turun cepat pada lag musiman ( $S, 2S, \dots$ )	Terpotong setelah lag ke- $ps$
ARMA ( $p, q$ )	Turun cepat pada lag musiman ( $S, 2S, \dots$ )	Turun cepat pada lag musiman ( $S, 2S, \dots$ )

## 2.4 Estimasi Parameter dan Pengujian Model

Setelah didapatkan beberapa penetapan model sementara dalam *time series* dengan metode ARIMA Box-Jenkins, kemudian dilanjutkan dengan melakukan estimasi parameter dan uji signifikansi parameter karena merupakan salah satu syarat model ARIMA adalah memiliki parameter yang signifikan.

### 2.4.1 Estimasi Parameter

Estimasi parameter menurut (Crycer, 2008) dapat dilakukan dengan menggunakan beberapa metode momen yaitu metode yang diterapkan estimasi parameter berdasarkan pada hubungan dan metode *Least Square* yaitu Momen, *Maximum Likelihood Method*, *Nonlinier Estimation*, dan *Least Square* (Wei, 2006). Namun metode yang akan digunakan untuk mengestimasi parameter pada penelitian ini adalah *Conditionally Least Square* (CLS) (Cryer, 2008).

### 2.4.2 Uji Signifikansi Parameter



Model ARIMA dapat dikatakan baik dan dapat menggambarkan suatu kejadian ketika salah satu model menunjukkan bahwa estimasi parameter-parameternya berbeda signifikan dengan nol. Oleh karena itu, salah satu syarat model ARIMA adalah semua parameter yang dimiliki signifikan, sehingga setelah didapat nilai estimasi parameter maka selanjutnya harus dilakukan pengujian parameter. Berikut ini adalah uji signifikansi parameter.

Hipotesis

$H_0 : \phi_p = 0$  atau  $\theta_q = 0$  (parameter tidak signifikan)

$H_1 : \phi_p \neq 0$  atau  $\theta_q \neq 0$  (parameter signifikan)

Statistik Uji

$$t = \frac{\hat{\phi}_p}{SE(\hat{\phi}_p)} \quad \text{atau} \quad t = \frac{\hat{\theta}_q}{SE(\hat{\theta}_q)} \quad (2.12)$$

keterangan:

$\phi_p$  = parameter AR(p)

$\theta_q$  = parameter MA(q)

dimana:

$$SE = \sqrt{\frac{s^2}{n}}$$

n = banyaknya observasi

p = Lag pada plot PACF

q = Lag pada plot ACF

Daerah Penolakan

$H_0$  ditolak jika  $|t| > t_{\alpha/2, n-p}$  atau jika p-value  $< \alpha$  (Wei, 2006).

### 2.4.3 Uji Asumsi Residual

Dalam menentukan model ARIMA yang baik, maka perlu dilakukan pemilihan pada model yang dipilih dengan seluruh parameternya harus signifikan dan juga telah memenuhi 2 asumsi residual yaitu *white noise* dan berdistribusi normal.

Uji asumsi *white noise* merupakan asumsi dimana residual sudah tidak berpola dan bersifat acak. Berikut adalah pengujian asumsi *white noise*.

Hipotesis

$H_0 : \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$  (residual memenuhi syarat *white noise*)

$H_1 : \text{minimal ada satu } \rho_i \neq 0 \exists_i \text{ dengan } i = 1, 2, \dots, k$  (residual tidak memenuhi syarat *white noise*)

Statistik Uji

$$Q = n(n+2) \sum_{i=1}^k \frac{\hat{\rho}_k^2}{(n-k)} \quad (2.13)$$

keterangan:

$n$  = Banyaknya pengamatan

$\hat{\rho}_k$  = Nilai autokorelasi residual *lag* ke- $k$  yang didapat dari persamaan (2.4)

$k$  = *lag* maksimum

$p$  = Lag pada plot PACF

$q$  = Lag pada plot ACF

Daerah penolakan

$H_0$  ditolak jika  $Q > X^2_{\alpha, df=k-p-q}$  atau  $p\text{-value} < \alpha$

Pengujian asumsi residual ( $a_t$ ) berdistribusi normal pada data dengan menggunakan *Kolmogorov Smirnov test* adalah sebagai berikut.

Hipotesis

$H_0 : F(a_t) = F_0(a_t)$  (residual berdistribusi normal)

$H_1 : F(a_t) \neq F_0(a_t)$  (residual tidak berdistribusi normal)

Statistik Uji

$$D = \sup_{a_t} |F_n(a_t) - F_0(a_t)| \quad (2.14)$$

keterangan:

$F(a_t)$  = fungsi peluang kumulatif distribusi yang teramati

$F_0(a_t)$  = fungsi peluang kumulatif distribusi yang dihipotesiskan

SUP = nilai maksimum dari  $|F_n(a_t) - F_0(a_t)|$

$F_n(a_t)$  = fungsi peluang kumulatif yang dihitung dari data sampel

Daerah Penolakan

$H_0$  ditolak jika  $D > D_{(1-\alpha, n)}$  atau  $p\text{-value} < \alpha$  (Daniel, 1989).

## 2.5 Deteksi Outlier

Suatu observasi dalam serangkaian data dapat dikatakan *outlier* apabila data tidak berada pada sebaran yang umum dari sekumpulan data yang ada. *Outlier* adalah data yang memiliki karakteristik unik yang sangat terlihat berbeda jauh dari data observasi lainnya dan menggambarkan sedang terjadi suatu peristiwa tertentu pada lag data *outlier* tersebut. Keberadaan data *outlier* dapat memengaruhi kebaikan model. Salah satu cara untuk mengatasi ini adalah dengan memasukkan variabel *dummy* pada lag yang *outlier* ke dalam model. Identifikasi *outlier* dapat dilihat dari *Box plot* (Wei, 2006).

Ada 4 jenis outlier yang sering ditemukan pada analisis time series, yaitu

### a. Additive Outliers

*Additive outlier* adalah kejadian yang mempunyai efek pada data *time series* dan hanya pada satu periode saja. Bentuk

umum sebuah *Additive Outliers* (AO) dalam proses ARMA diuraikan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
Z_t &= \begin{cases} X_t; t \neq T \\ X_t + \omega; t = T \end{cases} \\
&= X_t + \omega_{AO} I_t^{(T)} \\
&= \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t + \omega_{AO} I_t^{(T)} \quad (2.15)
\end{aligned}$$

Dimana  $I$  adalah variabel indikator yang mewakili ada atau tidaknya *outlier* pada waktu ke  $T$  dan  $X_t$  adalah pengamatan outlier ke- $t$ .

b. *Innovative Outliers*

*Innovative Outliers* adalah kejadian yang efeknya mengikuti proses ARMA. Bentuk umum sebuah *innovative Outliers* didefinisikan sebagai berikut:

$$Z_t = X_t + \frac{\theta(B)}{\phi(B)} \omega_{IO} I_t^{(T)} = \frac{\theta(B)}{\phi(B)} (a_t + \omega_{IO} I_t^{(T)}) \quad (2.16)$$

c. *Temporary Change*

TC adalah kejadian dimana *outlier* menghasilkan efek awal sebesar  $\omega$  pada waktu  $t$ , kemudian secara perlahan sesuai dengan besarnya  $\delta$ . Model TC dituliskan sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
Z_t &= X_t + \frac{1}{(1 - \delta B)} \omega_{TC} I_t^{(T)} \\
&= \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t + \frac{1}{(1 - \delta B)} \omega_{TC} I_t^{(T)} \quad (2.17)
\end{aligned}$$

Pada saat  $\delta = 0$  maka TC akan menjadi kasus *additive outlier*, sedangkan pada saat  $\delta = 1$  maka TC akan menjadi kasus *level shift*.

d. *Level Shift*

Suatu *Level Shift* (LS) adalah kejadian yang mempengaruhi deret pada satu waktu tertentu yang memberikan suatu perubahan tiba-tiba dan permanen. Model *outlier* LS dinyatakan sebagai:

$$\begin{aligned}
Z_t &= X_t + \frac{1}{(1-B)} \omega_{LS} I_t^{(T)} \\
&= \frac{\theta(B)}{\phi(B)} a_t + \frac{1}{(1-B)} \omega_{LS} I_t^{(T)} = \frac{\theta(B)}{\phi(B)} + \omega_{LS} S_t^{(T)}
\end{aligned} \tag{2.18}$$

## 2.6 Pemilihan Model Terbaik

Pada setiap analisis deret waktu akan memungkinkan terdapat beberapa model yang telah memenuhi asumsi-asumsinya. Oleh karena itu untuk menentukan model terbaik terdapat beberapa kriteria yang dapat digunakan sebagai pengukur kebaikan model untuk data *out-sample* menggunakan MAD dan RMSE

$$MAD = \frac{\sum_{t=1}^n |Z_t - \bar{Z}_t|}{n} \tag{2.19}$$

dengan  $n$  adalah banyaknya data yang dihitung sebagai residual. Sedangkan untuk kriteria MSE perumusannya adalah sebagai berikut.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z}_t)^2}{n}} \tag{2.20}$$

## 2.7 Curah Hujan

Curah Hujan adalah Intensitas air hujan yang turun ke bumi berdasarkan kondisi alam serta musim yang sedang berlangsung. Besarnya curah hujan antara lain dipengaruhi oleh arus udara, besarnya perairan, intensitas panas matahari, topografi, serta banyak sedikitnya asap pabrik dan kendaraan bermotor. Oleh karena itu besarnya curah hujan berbeda-beda menurut waktu dan tempatnya (Hestiyanto, 2006). Sedangkan skala curah hujan dapat dikatakan menimbulkan bencana apabila curah hujan lebih 100ml (Dinas Pengairan, 2016).

## **2.8 Peramalan**

Peramalan merupakan kegiatan melihat kondisi dimasa yang akan datang. Peramalan dilakukan berdasarkan keadaan-keadaan yang sebelumnya terjadi. Peramalan juga merupakan bagian integral dari pengambilan keputusan manajemen. Peramalan mengurangi ketergantungan pada hal-hal yang belum pasti (intuitif). Peramalan memiliki sifat saling ketergantungan antar divisi atau bagian. Kesalahan dalam proyeksi penjualan akan mempengaruhi pada ramalan anggaran, pengeluaran operasi, arus kas, persediaan, dan sebagainya. Dua hal pokok yang harus diperhatikan dalam proses peramalan yang akurat dan bermanfaat (Makridakis, Wheelright, & McGee 1999)

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## BAB III METODOLOGI PENELITIAN

### 3.1 Sumber Data

Sumber data yang digunakan adalah data sekunder yang berasal dari Dinas Pekerjaan Umum Pengairan Kabupaten Bojonegoro. Data yang akan digunakan adalah data curah hujan di Kabupaten Bojonegoro dari tahun 2011 hingga 2016 dimana data dibagi menjadi data *in sample* mulai Bulan Januari tahun 2011 hingga Bulan Juni 2016 dan *out sample* pada data Bulan Juli hingga Desember tahun 2016.

### 3.2 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah data curah hujan dasaharian di Kabupaten Bojonegoro pada stasiun pengukuran curah hujan Leran yang ada di Kecamatan Dander ,stasiun pengukuran Panjang yang ada di Kecamatan Kedungadem, dan stasiun pengukuran Baureno yang ada di Kecamatan Baureno Kabupaten Bojonegoro.

### 3.3 Struktur Data

Struktur data yang digunakan dalam penelitian seperti pada gambar 3.1 sebagai berikut.

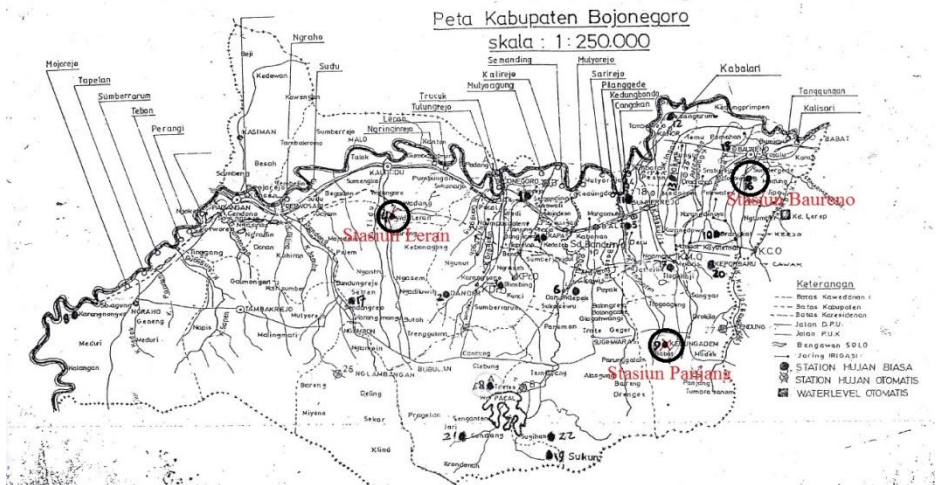
**Tabel 3.1** Struktur Data Penelitian

Tahun	Bulan	Stasiun 1	Stasiun 2	Stasiun 3
2011	1	$Z_{11}$	$Z_{21}$	$Z_{31}$
		$Z_{12}$	$Z_{22}$	$Z_{32}$
		$Z_{13}$	$Z_{23}$	$Z_{33}$
	2	$Z_{14}$	$Z_{24}$	$Z_{34}$
		$Z_{15}$	$Z_{25}$	$Z_{35}$
		$Z_{16}$	$Z_{26}$	$Z_{36}$
	⋮	⋮	⋮	⋮
	12	$Z_{134}$	$Z_{234}$	$Z_{334}$
		$Z_{135}$	$Z_{235}$	$Z_{335}$



		$Z_{136}$	$Z_{236}$	$Z_{336}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
2016	1	$Z_{1181}$	$Z_{2181}$	$Z_{3181}$
		$Z_{1182}$	$Z_{2182}$	$Z_{3182}$
		$Z_{1183}$	$Z_{2183}$	$Z_{3183}$
	2	$Z_{1184}$	$Z_{2184}$	$Z_{3184}$
		$Z_{1185}$	$Z_{2185}$	$Z_{3185}$
		$Z_{1186}$	$Z_{2186}$	$Z_{3186}$
		$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
	12	$Z_{1214}$	$Z_{2214}$	$Z_{3214}$
		$Z_{1215}$	$Z_{2215}$	$Z_{3215}$
		$Z_{1216}$	$Z_{2216}$	$Z_{3216}$

### Peta Stasiun Pengukuran Curah Hujan



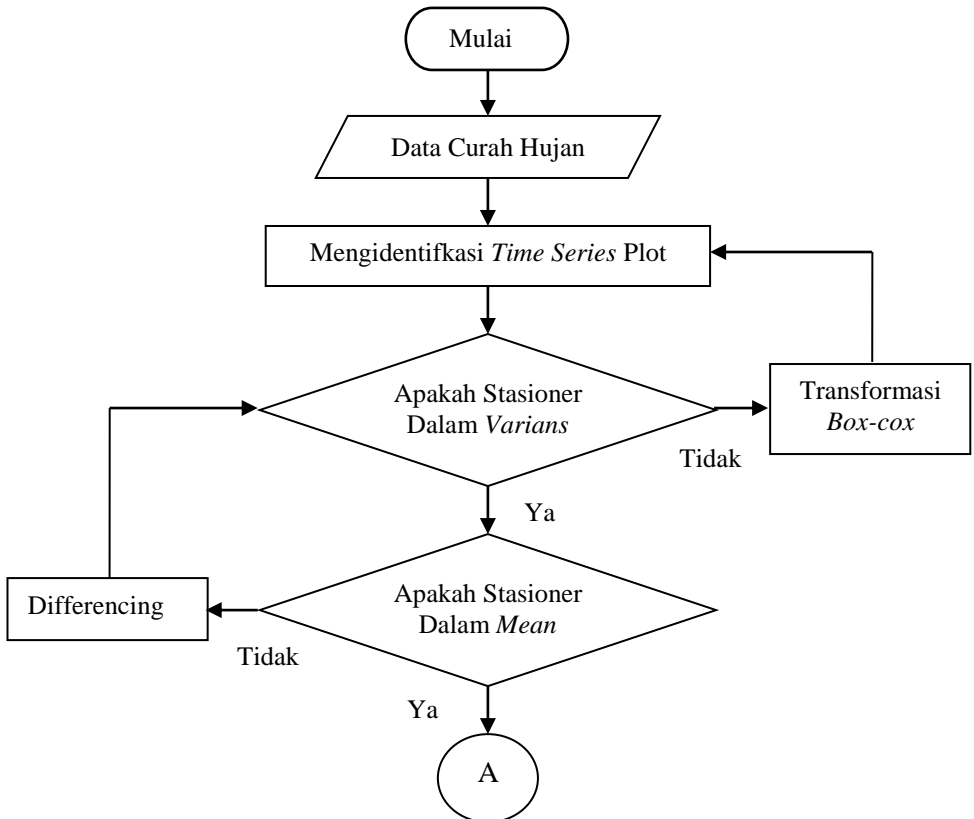
**Gambar 3.1** Peta Stasiun Pengukuran Curah Hujan Di Kabupaten Bojonegoro

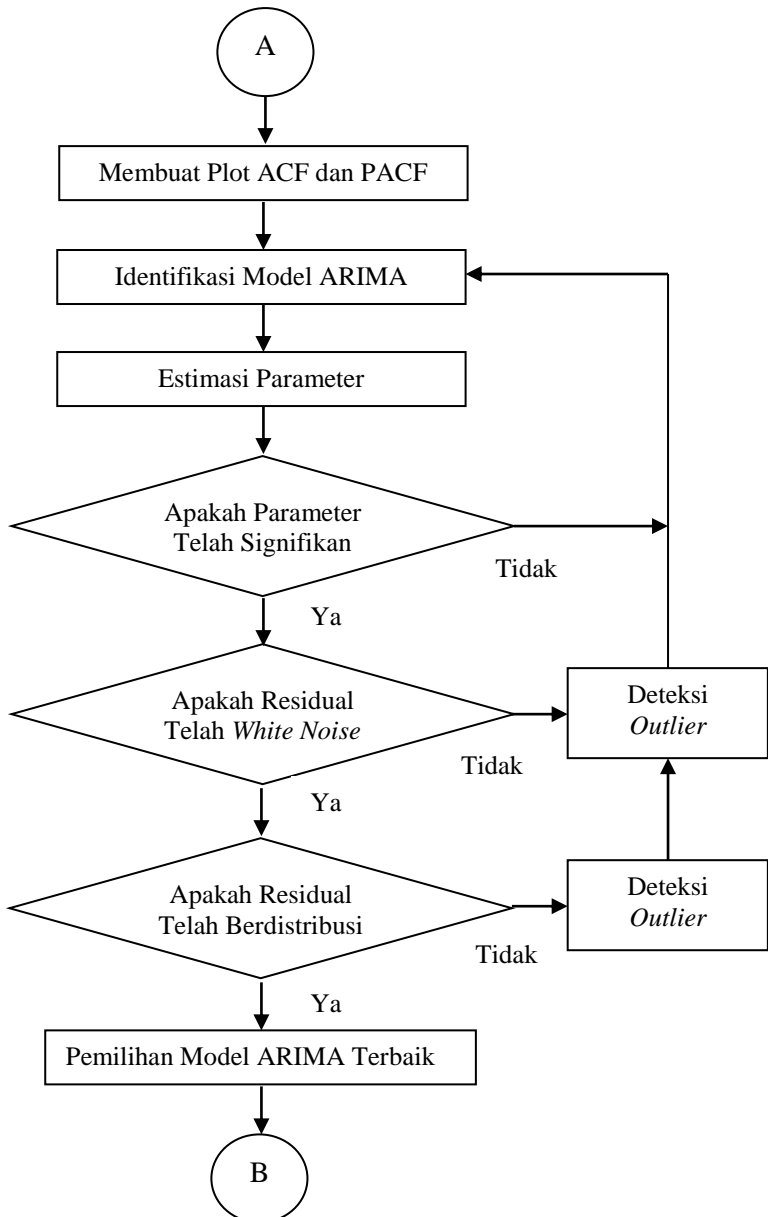
### 3.4 Langkah Analisis

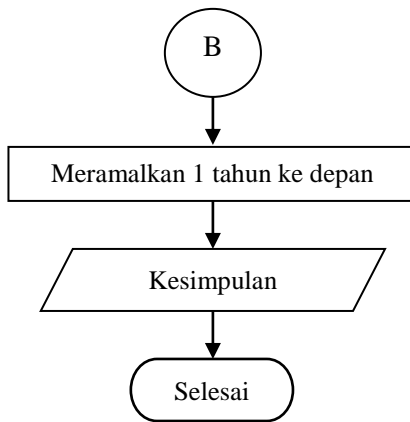
Berikut langkah-langkah dalam analisis data.

1. Melakukan analisis statistika deskriptif dengan melihat nilai *mean* (rata-rata), nilai maksimum dan minimum pada data curah hujan di stasiun pengukuran di Kabupaten Bojonegoro.
2. Membuat *time series* plot pada data *in-sample* untuk melakukan identifikasi pola *time series* data curah hujan di stasiun pengukuran di Kabupaten Bojonegoro.
3. Melakukan indentifikasi stasioneritas data. apabila terdapat indikasi bahwa data tidak stasioner terhadap varians maka dilakukan transformasi *box-cox*. Jika tidak stasioner terhadap *mean* maka dilakukan *differencing*.
4. Membuat plot ACF dan PACF.
5. Identifikasi dan pendugaan model ARIMA berdasarkan plot ACF dan PACF.
6. Estimasi parameter, pengujian signifikansi parameter dan asumsi pada model-model yang terbentuk.
7. Melakukan peramalan dari data *in-sample* yang signifikan dan memenuhi asumsi. Peramalan dilakukan untuk memvalidasi model berdasarkan data *out-sample*
8. Menghitung nilai *RMSE* dan *MAD*. Membandingkan nilai *RMSE* dan *MAD* pada setiap model. Model yang terbaik akan digunakan untuk prediksi kedepan setelah terpilih satu model yang terbaik, maka peramalan kedepan dilakukan dengan melibatkan semua data. Peramalan dilakukan untuk curah hujan pada Bulan Januari sampai Desember tahun 2017.

Langkah-langkah analisis diatas, secara grafis dapat dilihat pada diagram alir sebagai berikut:







**Gambar 3.1** Diagram Alir

## **BAB IV**

### **ANALISIS DAN PEMBAHASAN**

Pada bab ini akan dibahas mengenai analisis tentang peramalan curah hujan di Kabupaten Bojonegoro dengan ARIMA Box-Jenkins. Pembahasan dimulai dengan melihat karakteristik data secara keseluruhan dan setiap stasiun pengukuran curah hujan, kemudian dilanjutkan dengan meramalkan curah hujan pada tahun 2017.

#### **4.1 Karakteristik Curah Hujan di Kabupaten Bojonegoro**

Karakteristik curah hujan di Kabupaten Bojonegoro dari data curah hujan tahun 2011 hingga 2016 pada 3 stasiun pengukuran curah hujan(ml). disajikan pada tabel 4.1 berikut:

**Tabel 4.1** Karakteristik curah hujan di Kabupaten Bojonegoro

<b>Stasiun</b>	<b>Mean</b>	<b>Std Deviasi</b>	<b>Minimum</b>	<b>Maksimum</b>
Leran	3,968	10,68995	0,000	100
Panjang	5,108	12,40605	0,000	163
Baureno	4,092	11,23067	0,000	90

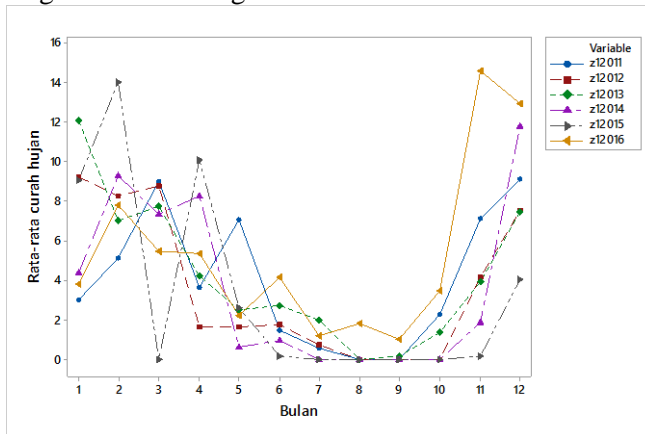
Tabel 4.1 menunjukkan bahwa rata-rata curah hujan pada 3 stasiun pengukuran curah hujan hampir sama. Rata-rata curah hujan yang turun pada 10 hari disekitar Stasiun Leran 3,968 ml. Rata-rata curah hujan di sekitar Stasiun Leran tersebut lebih rendah dibandingkan dengan Stasiun Pengukuran Panjang yaitu 5,108 ml dan Stasiun Pengukuran Baureno yaitu 4,092 ml. Simpangan baku dari pengukuran curah hujan stasiun Panjang dan Leran berselisih hampir 2 ml. Simpangan baku dari stasiun pengukuran curah hujan Baureno dan Leran berselisih lebih dari 0,5 ml. Simpangan baku dari pengukuran curah hujan stasiun Panjang dan Baureno berselisih hampir 1 ml. Daerah di sekitar ketiga stasiun pengukuran curah hujan pernah mengalami kondisi tidak turun hujan. Kemudian diketahui dari curah hujan tertinggi yang pernah turun di wilayah Stasiun Panjang lebih tinggi yaitu 163 ml pada tahun 2016, hal ini dapat berpotensi menimbulkan

bencana seperti tanah longsor dan gagal panen. Curah hujan tertinggi di sekitar wilayah Stasiun Panjang hanya 100 ml. Kondisi curah hujan ini tidak menimbulkan bencana sehingga dapat dikatakan bahwa wilayah di sekitar Stasiun Panjang tidak terlalu beresiko karena curah hujan tidak melebihi 100 ml akibat curah hujan yang tinggi. Curah hujan tertinggi di sekitar wilayah Stasiun Baureno hanya 90 ml yang belum sampai batas tertinggi kondisi curah untuk tidak menimbulkan bencana sehingga masih bisa dikatakan wilayah di sekitar Stasiun Baureno tidak terlalu beresiko terkena bencana akibat curah hujan yang tinggi.

Karakteristik pada curah hujan secara keseluruhan akan di diperjelas dengan melihat kondisi curah hujan pada masing-masing Stasiun Pengukuran berdasarkan curah hujan setiap bulan sebagai berikut.

a. Stasiun Leran

Curah hujan di sekitar wilayah Stasiun Leran dapat dilihat pada plot gambar 4.1 sebagai berikut:



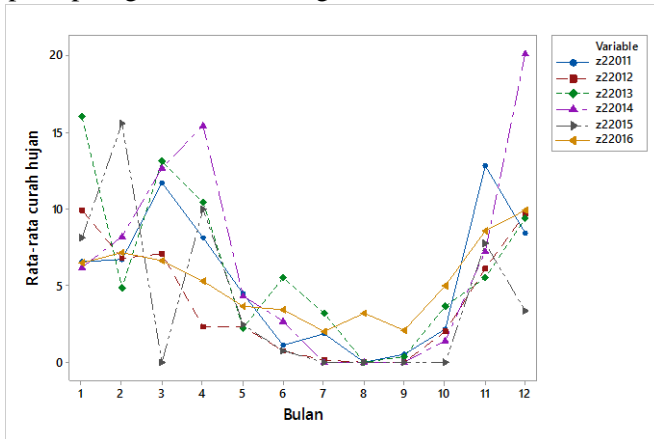
**Gambar 4.1** Plot rata-rata curah hujan di stasiun leran per bulan

Gambar 4.1 menunjukkan bahwa rata-rata curah hujan pada Stasiun pengukuran curah hujan Leran selalu tinggi pada bulan november hingga april, kemudian mulai menurun hingga tidak terjadi hujan pada bulan Juli-September. Namun pada tahun 2016

selalu terjadi turun hujan, bahkan terjadi turun hujan pada bulan Juli-September yang biasanya tidak turun hujan.

b. Stasiun Panjang

Curah hujan di sekitar wilayah Stasiun Panjang dapat dilihat pada plot gambar 4.2 sebagai berikut:



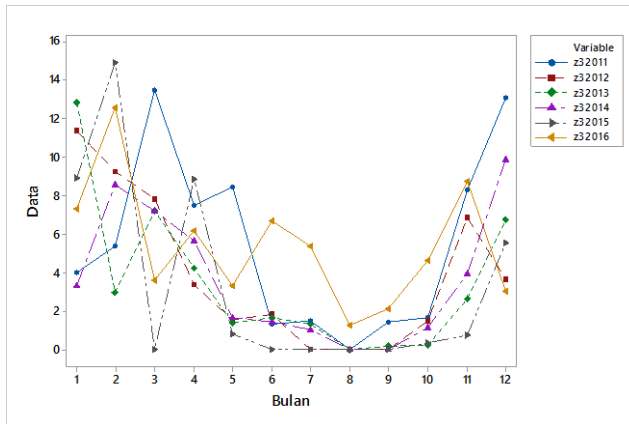
**Gambar 4.2** Plot rata-rata curah hujan di stasiun Panjang per bulan

Gambar 4.2 menunjukkan bahwa rata-rata hujan yang turun disekitar wilayah Stasiun Panjang mulai bulan November di akhir tahun hingga bulan Juni di tahun berikutnya. Setiap akhir tahun hingga awal tahun terjadi rata-rata turun hujan diatas 5ml, namun pada bulan Maret tahun 2015 tidak terjadi turun hujan, kemudian bulan berikutnya kembali turun hujan. Hal ini tentunya bisa menjadi musibah bagi petani yang beranggapan bahwa musim hujan telah habis namun ternyata belum sehingga dapat menurunkan produktivitas panen padi. Pada tahun 2016 juga selalu turun hujan disetiap bulan.



c. Stasiun Baureno

Curah hujan di sekitar wilayah Stasiun Baureno dapat dilihat pada plot gambar 4.3 sebagai berikut:



**Gambar 4.3** Plot rata-rata curah hujan di stasiun Baureno per bulan

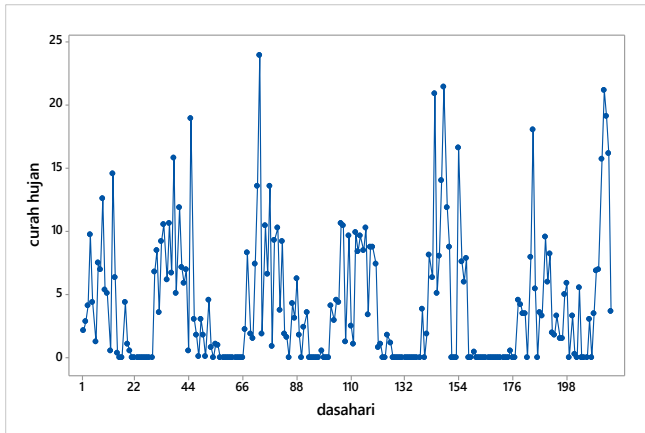
Gambar 4.3 menunjukkan bahwa rata-rata hujan turun di sekitar Stasiun Baureno mulai pada Bulan Oktober pada akhir tahun hingga Bulan Mei di tahun berikutnya. Setiap akhir tahun rata-rata hujan turun 1 ml kemudian meningkat di awal tahun berikutnya hingga kemudian rata-rata curah hujan menurun Bulan Maret. Kecenderungan siklus tersebut tidak terjadi pada tahun 2016 dimana hujan selalu turun setiap bulan sehingga dapat mengakibatkan terjadinya bencana atau gagal panen.

## 4.2 Peramalan Curah Hujan di Stasiun Pengukuran Leran

Curah hujan yang akan di ramalkan dibagi menjadi 2, yaitu data *in-sample* dan *out-sample*. Data *in-sample* digunakan untuk meramalkan sebanyak data *out-sample*, kemudian dibandingkan dengan beberapa model terbaik yang terbentuk dengan membandingkan RMSE dan MADnya. Kemudian baru diramalkan dengan menggunakan data curah hujan secara keseluruhan sehingga didapatkan nilai ramalan curah hujan di tahun 2017 untuk Stasiun Leran.

#### 4.2.1 Identifikasi *Time Series Plot*

Tahap yang pertama dalam analisis time series adalah mengidentifikasi time series plot yang digunakan untuk melihat plot data curah hujan dari tahun 2011 hingga tahun 2016 yang ada di Stasiun Leran.

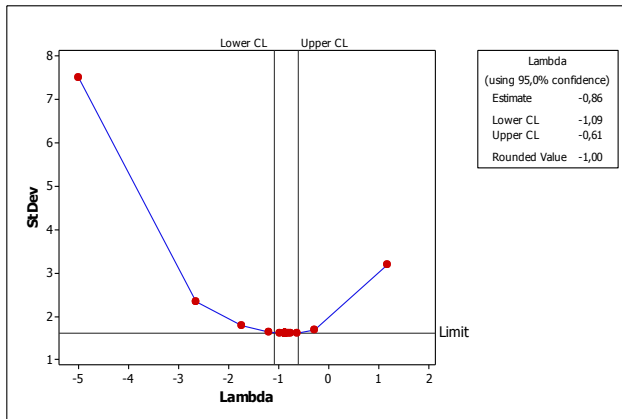


**Gambar 4.4** Time series plot curah hujan di Stasiun Leran

Gambar 4.4 menunjukkan bahwa plot mengalami kenaikan dan penurunan selama 6 kali dari tahun 2011 hingga tahun 2016. Hujan juga cenderung tidak turun pada bulan tertentu. Terdapat peningkatan curah hujan setelah tidak adanya hujan pada bulan sebelumnya. Hal ini menunjukkan adanya pola musiman pada data curah hujan yang terjadi disekitar Stasiun Leran.

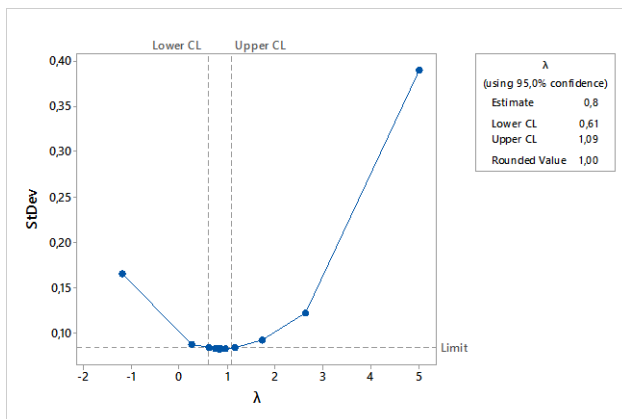
#### 4.2.2 Identifikasi Stasioner *Time Series Stasiun Leran*

Identifikasi stasioneritas pada data nilai curah hujan pada Stasiun Leran dilakukan untuk mengetahui apakah data telah stasioner atau belum. Stasioner yang dimaksud yaitu stasioner dalam *mean* dan *varians*. Sebelum melihat identifikasi stasioner dalam *varians*, semua nilai pengamatan ditambahkan angka 2 agar dapat dilakukan transformasi, karena banyaknya nilai 0 pada data curah hujan yang menyebabkan data tidak dapat di transformasi. Box-cox Plot curah hujan di Stasiun Leran dapat dilihat pada gambar 4.5 berikut ini.



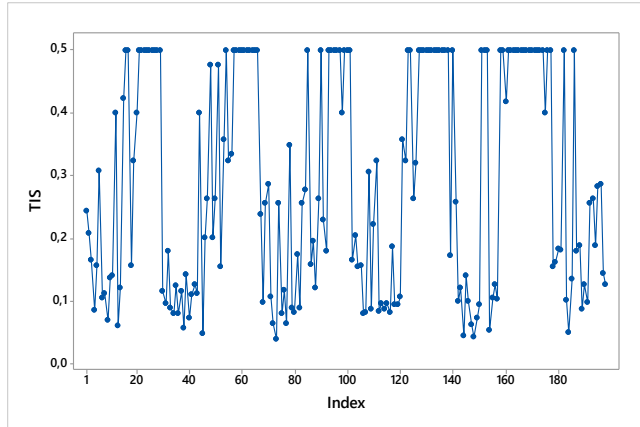
**Gambar 4.5** Box-cox plot curah hujan di Stasiun Leran

Gambar 4.5 menunjukkan bahwa nilai *rounded value* bernilai -1, nilai *upper CL* sebesar -0,61 dan *lower CL* bernilai -1,09. Berdasarkan nilai tersebut dapat disimpulkan bahwa data curah hujan belum memenuhi stasioner dalam varians, sehingga transformasi yang digunakan adalah transformasi  $\frac{1}{Z_t}$ . Hasil dari transformasi dapat dilihat pada gambar 4.6 berikut ini.



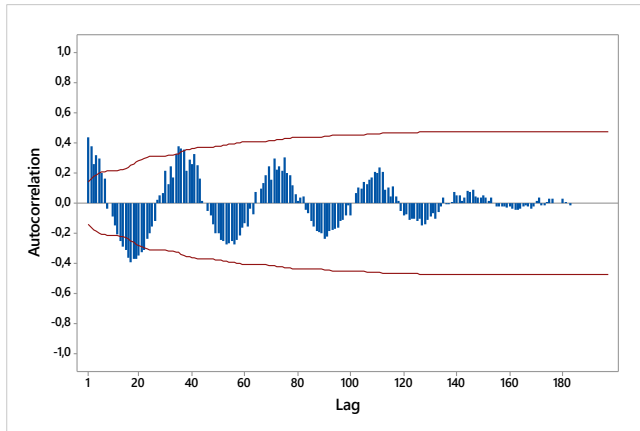
**Gambar 4.6** Box-cox plot curah hujan di Stasiun Leran setelah Transformasi

Gambar 4.6 menunjukkan bahwa nilai *rounded value* bernilai 1, nilai *upper CL* sebesar 1,09 dan *lower CL* bernilai -0,61. Berdasarkan nilai tersebut dapat disimpulkan bahwa data curah hujan telah memenuhi stasioner dalam varians. Time series plot juga berubah karena telah dilakukan transformasi. Time series plot juga dapat dilihat pada gambar 4.7



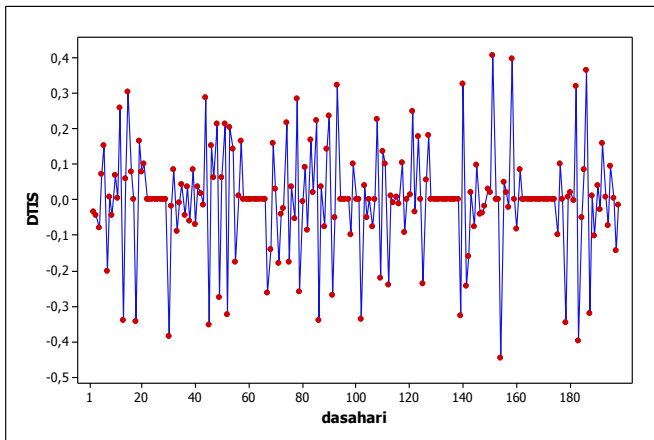
**Gambar 4.7** Time Series Plot setelah dilakukan transformasi

Time series plot hasil transformasi box-cox dengan  $\lambda = 1$  ditunjukkan pada gambar 4.7. Plot-plot cenderung menunjukkan tren naik dengan pola musiman dengan interval yang tetap, maka dapat dikatakan data curah hujan pada Stasiun Leran telah memenuhi stasioner dalam varians. Selanjutnya mengidentifikasi stasioner dalam *mean* dengan melihat plot ACF dari data curah hujan.



**Gambar 4.8**Plot ACF curah hujan di Stasiun Leran

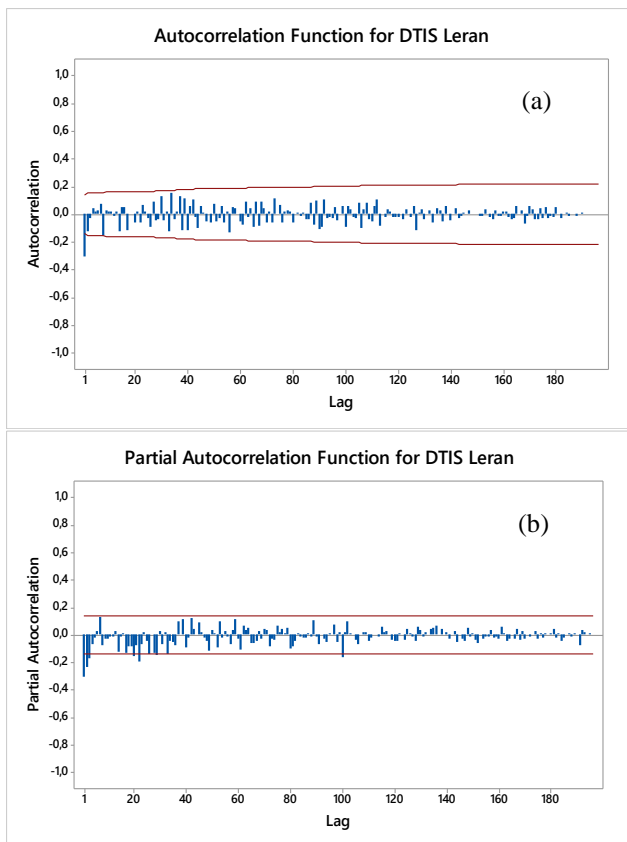
Gambar 4.8 menunjukkan bahwa plot ACF mengindikasikan adanya pola musiman dan data belum stasioner dalam *mean* pada komponen reguler dan sudah stasioner dalam varian pada komponen musiman karena lag-lag pada plot ACF turun secara lambat, sehingga perlu dilakukan proses *differencing*. *Time series plot* setelah dilakukan *differencing* ditunjukkan pada gambar 4.9 sebagai berikut:



**Gambar 4.9** Time Series Plot Curah hujan d Stasiun Leran seteah dilakukan *differencing*

### 4.2.3 Identifikasi Model ARIMA

Untuk menduga model ARIMA maka dilakukan identifikasi model dengan melihat plot ACF dan PACF. Karena data telah teridentifikasi adanya pola musiman dan telah stasioner setelah proses *differencing* 1 maka plot ACF dan PACF curah hujan yang terbentuk hasil dari *differencing* dengan lag 1. Disajikan pada gambar 4.10 sebagai berikut:



**Gambar 4.10**Plot ACF dan PACF curah hujan di Stasiun Leran setelah *differencing*: ACF (a), PACF (b)

Berdasarkan plot ACF dan PACF pada gambar 4.10 (a) dan (b), dapat dilihat bahwa pola musiman menghilang setelah *differencing* 1. Pola musiman yang terbentuk diawal sudah tidak terlihat lagi setelah dilakukan *differencing* 1, sehingga model dugaan yang terbentuk setelah dilakukan differencing adalah ARIMA (0,1,1), ARIMA (2,1,0), dan ARIMA (3,1,0).

#### 4.2.4 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter

Langkah selanjutnya setelah mengidentifikasi model ARIMA adalah mengestimasi parameter dan pengujian signifikansi parameter. Metode yang digunakan dalam estimasi parameter yaitu *Conditionally Least Square* (CLS). Estimasi parameter pada masing-masing model ARIMA dan statistik ujiannya dinyatakan dengan pengujian hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \beta = 0$  (parameter tidak signifikan)

$H_1 : \beta \neq 0$  (parameter signifikan)

Dimana  $\beta$  adalah parameter pada model ARIMA, dengan taraf signifikan  $\alpha$  sebesar 5%. Tolak  $H_0$  jika  $|t| > t_{\alpha/2; n-m}$ . Dengan menggunakan persamaan 2.12 dan data pada lampiran 4 diperoleh output *software* pada lampiran 8a,8b, dan 8c yang hasilnya diringkas pada tabel 4.2.

**Tabel 4.2** Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter pada Model ARIMA di Stasiun Pengukuran Leran

Model Dugaan	Parameter	Estimasi	Nilai t	t <sub>tabel</sub>	Keputusan
ARIMA (0,1,1)	$\theta_1$	0,48646	7,78	1,97	Signifikan
ARIMA (2,1,0)	$\phi_1$	0,67092	-5,37	1,97	Signifikan
	$\phi_2$	0,24177	-3,35	1,97	Signifikan
ARIMA (3,1,0)	$\phi_1$	-0,41368	-5,84	1,97	Signifikan
	$\phi_2$	-0,29806	-4,03	1,97	Signifikan
	$\phi_3$	-0,17061	-2,40	1,97	Signifikan

Berdasarkan tabel 4.2 dapat dilihat bahwa semua nilai absolut  $t$  lebih besar dari nilai tabel  $t$ . Hal ini menunjukkan bahwa

semua parameter pada masing-masing model dugaan pada Stasiun Pengukuran Leran telah signifikan.

#### 4.2.5 Pengujian Asumsi Residual

Setelah mendapatkan model dugaan yang signifikan, selanjutnya dilakukan pemeriksaan terhadap residualnya. Asumsi residual yang harus terpenuhi pada model ARIMA yaitu *white noise* dan berdistribusi normal. Pemeriksaan asumsi *white noise* dengan menggunakan uji *Ljung-Box* dengan Hipotesis sebagai berikut.

$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$  (Residual memenuhi *white noise*)

$H_1: \text{minimal ada satu } \rho_i \neq 0 \exists_i \text{ dengan } i = 1, 2, \dots, k$  (Residual tidak *white noise*)

Dengan taraf signifikan  $\alpha$  sebesar 5% dan  $H_0$  ditolak jika  $\chi^2 > \chi^2_{(\alpha; K-p-q)}$ . Dengan menggunakan persamaan 2.13 dan data pada lampiran 4 diperoleh output *software* pada lampiran 8a, 8b, dan 8c yang hasilnya diringkaskan pada tabel 4.3.

**Tabel 4.3** Hasil Uji *Ljung-Box* pada masing-masing model ARIMA yang telah signifikan di Stasiun Pengukuran Leran

Model Dugaan	Lag	$\chi^2$	DF	$\chi^2_{\text{tabel}}$	Keputusan
ARIMA (0,1,1)	6	5,78	5	11,070	$H_0$ Gagal ditolak
	12	10,68	11	19,675	$H_0$ Gagal ditolak
	18	21,98	17	28,869	$H_0$ Gagal ditolak
	24	28,84	23	36,415	$H_0$ Gagal ditolak
	30	36,57	29	43,773	$H_0$ Gagal ditolak
	36	47,97	35	49,802	$H_0$ Gagal ditolak
ARIMA (2,1,0)	6	8,15	4	9,488	$H_0$ Gagal ditolak
	12	13,82	10	18,307	$H_0$ Gagal ditolak
	18	20,96	16	26,296	$H_0$ Gagal ditolak
	24	25,96	22	33,924	$H_0$ Gagal ditolak
	30	33,28	28	43,773	$H_0$ Gagal ditolak
	36	43,37	34	48,602	$H_0$ Gagal ditolak



**Tabel 4.3** (Lanjutan)

Model Dugaan	Lag	$\chi^2$	DF	$\chi^2_{\text{tabel}}$	Keputusan
ARIMA (3,1,0)	6	1,25	3	7,815	H <sub>0</sub> Gagal ditolak
	12	6,27	9	16,919	H <sub>0</sub> Gagal ditolak
	18	16,97	15	24,996	H <sub>0</sub> Gagal ditolak
	24	24,32	21	36,415	H <sub>0</sub> Gagal ditolak
	30	32,05	27	43,773	H <sub>0</sub> Gagal ditolak
	36	44,29	33	47,4	H <sub>0</sub> Gagal ditolak

Tabel 4.3 menunjukkan bahwa semua model telah memenuhi asumsi *white noise*. Model yang memenuhi asumsi *white noise*, selanjutnya dilakukan pengujian asumsi residual berdistribusi normal. Pengujian asumsi residual berdistribusi normal dengan uji *Kolmogoro-Smirnov* dengan hipotesis sebagai berikut.

H<sub>0</sub>:  $F(x) = F_0(x)$  (Residual berdistribusi normal)

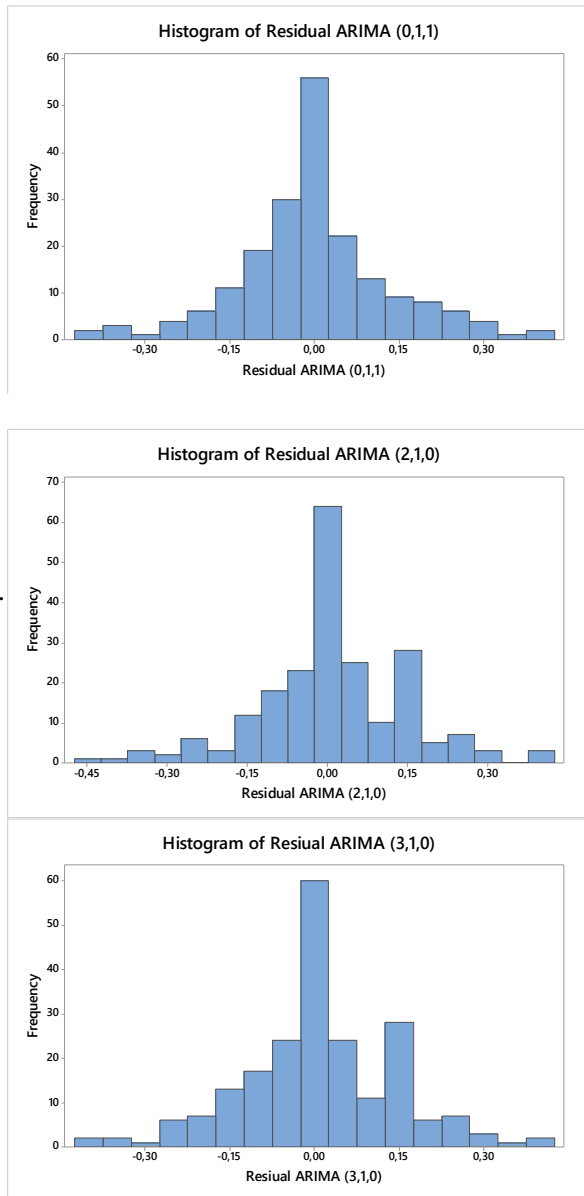
H<sub>1</sub>:  $F(x) \neq F_0(x)$  (Residual tidak berdistribusi normal)

Dengan taraf signifikan  $\alpha$  sebesar 5% dan H<sub>0</sub> ditolak jika nilai dari  $D \geq D_{n,(1-\alpha)}$ . Dengan menggunakan persamaan 2.14 dan data pada lampiran 4 diperoleh output *software* pada lampiran 8a, 8b, dan 8c yang hasilnya diringkas pada tabel 4.4.

**Tabel 4.4** Hasil pengujian Asumsi Residual Berdistribusi normal pada model ARIMA di Stasiun Pengukuran Leran.

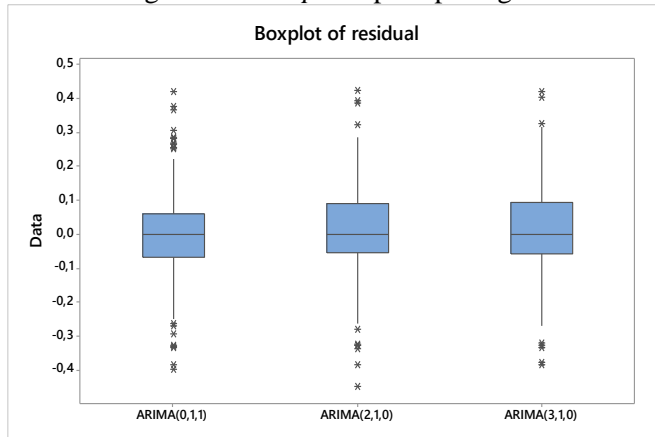
Model Dugaan	<i>Kolmogorov-Smirnov</i>		Keputusan
	Nilai	Tabel	
ARIMA (0,1,1)	0,104446	0,0867	H <sub>0</sub> ditolak
ARIMA (2,1,0)	0,107397	0,0867	H <sub>0</sub> ditolak
ARIMA (3,1,0)	0,106912	0,0867	H <sub>0</sub> ditolak

Berdasarkan tabel 4.4 dapat disimpulkan residual data pada semua model tidak ada yang memenuhi asumsi distribusi normal, karena nilai *Kolmogorov-Smirnov* lebih besar dari nilai tabelnya. Keadaan ini dididuga karena banyaknya nilai curah hujan yang ekstrem (*outlier*) atau pola data tidak simetris.



**Gambar 4.11** Histogram dari residual masing-masing model dari Stasiun Pengukuran Leran

Gambar 4.11 menunjukkan bahwa histogram residual dari setiap model menunjukkan pola yang hampir simetris & masih cenderung berdistribusi normal. Namun dilihat pada gambar 4.11 *skewness* histogram dari residual Model ARIMA (2,1,0) dan ARIMA (3,1,0) cenderung condong ke kiri. Untuk memperkuat keadaan *outlier* digunakan *box-plot* seperti pada gambar 4.13:



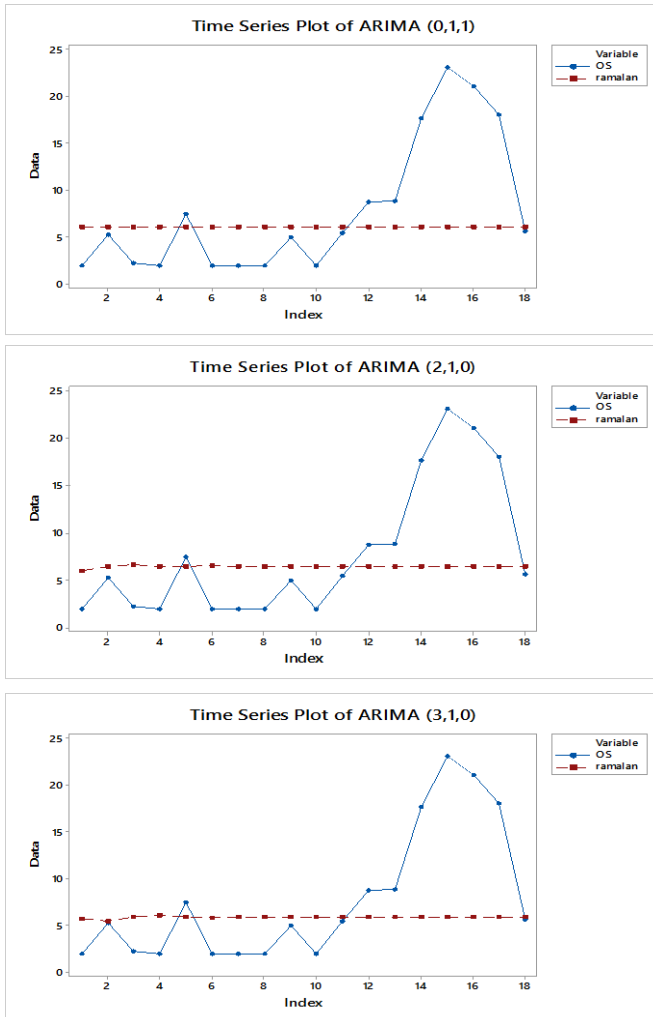
**Gambar 4.12** Box-plot dari masing-masing model dari Stasiun Pengukuran Leran

Berdasarkan gambar 4.12 diketahui bahwa setiap model memiliki banyak sekali residual yang *outlier*, sehingga dapat dipastikan bahwa model tidak akan memenuhi asumsi distribusi normal karena banyaknya nilai yang *outlier* sehingga perlu dilakukan deteksi *outlier* dengan hasil seperti pada lampiran 10. Dari hasil deteksi *outlier* menunjukkan bahwa residual model belum menunjukkan distribusi normal, walaupun demikian untuk mendapatkan nilai ramalan akan dipilih model dengan kriteria MAD dan RMSE *in-sample* yang minimum untuk menentukan model terbaik.

#### 4.2.6 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan setelah didapatkan model yang signifikan dan memenuhi asumsi. Pemilihan model terbaik dilakukan dengan melihat kriteria *out-sample*.

Perbandingan antara hasil ramalan dari data *in-sample* dan data aktual akan ditunjukkan pada gambar berikut:



**Gambar 4.13** Perbandingan antara Ramalan (merah) dari data *in-sample* dan data aktual (biru) pada masing-masing model di Stasiun Pengukuran Leran

Gambar 4.13 menunjukkan perbandingan antara ramalan yang berwarna merah dan data aktual yang berwarna biru, dimana hasil ramalan pada semua model tidak mampu membaca efek musiman. Hal ini karena model yang didapatkan merupakan model non musiman. Dengan menggunakan persamaan 2.19 dan 2.20 serta data pada lampiran 4 diperoleh output *software* pada lampiran 11a,11b, dan 11c yang hasilnya diringkas pada tabel 4.5. sebagai berikut:

**Tabel 4.5** Hasil perhitungan RMSE dan MAD pada model ARIMA

Model Dugaan	Nilai RMSE	Nilai MAD
ARIMA (0,1,1)	7,17616	5,219788
ARIMA (2,1,0)	<b>7,077242</b>	<b>5,286994</b>
ARIMA (3,1,0)	7,226197	5,144292

Tabel 4.5 menunjukkan bahwa nilai RMSE, dan MAD dari 3 model tersebut. Model ARIMA (2,1,0) yang memiliki RMSE sebesar 7,077242 . Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki akurasi kesalahan sebesar 7,077242 dengan ketepatan rata-rata kesalahan absolut 5,286994. Model ARIMA (2,1,0) memiliki RMSE dan MAD terkecil sehingga model ARIMA (2,1,0) adalah model terbaik dan dapat digunakan untuk meramalkan curah hujan di Stasiun Pengukuran Leran.

Secara matematis model ARIMA (2,1,0) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$(1 - \phi_1 B - \phi_1 B^2)(1 - B)Z_t = a_t$$

$$(1 - \phi_1 B - B - \phi_2 B^2 - \phi_1 B^2 + \phi_2 B^3)Z_t = a_t$$

$$(Z_t - (\phi_1 + 1)BZ_t - (\phi_2 + \phi_1)B^2Z_t + \phi_2 B^3Z_t) = a_t$$

$$Z_t = (\phi_1 + 1)Z_{t-1} - (\phi_2 + \phi_1)Z_{t-2} + \phi_2 Z_{t-3} + a_t$$

$$Z_t = (0,67092 + 1)Z_{t-1} - (0,24177 - 0,67092)Z_{t-2} + 0,24177Z_{t-3} + a_t$$

$$Z_t = 1,67092Z_{t-1} + 0,42915Z_{t-2} + 0,24177Z_{t-3} + a_t$$

Model tersebut menunjukkan bahwa curah hujan di stasiun Pengukuran Leran pada dasahari ke- $t$  dipengaruhi oleh curah

hujan pada 1 dasahari sebelumnya, 2 dasahari sebelumnya, 3 dasahari sebelumnya dan kesalahan peramalan pada waktu ke- $t$ .

#### 4.2.7 Peramalan

Peramalan dilakukan selama 12 bulan kedepan yaitu dari Januari hingga Desember 2017. Model yang digunakan untuk meramalkan curah hujan yaitu ARIMA (2,1,0). Hasil ramalan di peroleh dari pengurangan nilai ramalan dengan angka 2. Berikut ini adalah hasil ramalan rata-rata curah hujan persepuluh hari di stasiun pengukuran Leran selama 12 bulan ke depan.

**Tabel 4.6** Hasil Ramalan di Stasiun Pengukuran Leran

Bulan	Dasaharian	Ramalan
Januari	1	0,98
	2	1,02
	3	0,84
Februari	1	0,91
	2	0,92
	3	0,90
Maret	1	0,90
	2	0,90
	3	0,90
April	1	0,90
	2	0,90
	3	0,90
Mei	1	0,90
	2	0,90
	3	0,90
Juni	1	0,90
	2	0,90
	3	0,90
Juli	1	0,90
	2	0,90
	3	0,90
Agustus	1	0,90
	2	0,90
	3	0,90

**Tabel 4.6**(Lanjutan)

Bulan	Dasaharian	Ramalan
September	1	0,90
	2	0,90
	3	0,90
Oktober	1	0,90
	2	0,90
	3	0,90
Nopember	1	0,90
	2	0,90
	3	0,90
Desember	1	0,90
	2	0,90
	3	0,90

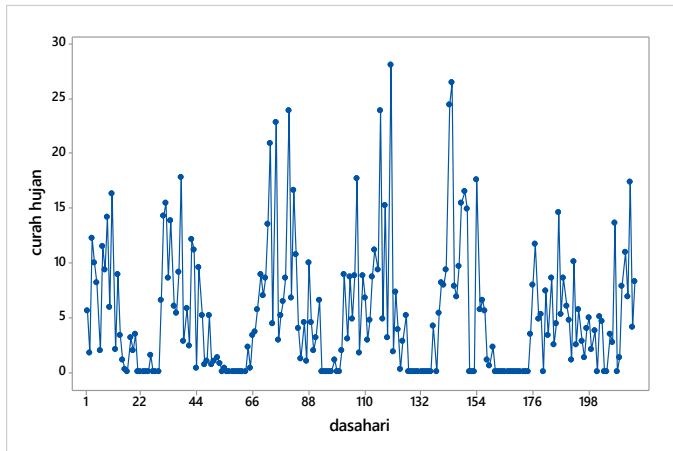
Berdasarkan tabel 4.6 rata-rata curah hujan setiap 10 hari dari bulan Maret hingga Desember cenderung sama. Model ARIMA (2,1,0) hanya berpengaruh sensitif pada 6 dasahari atau 2 bulan. Untuk menghindari hal ini proses perhitungan ramalan 1 tahap ke depan, artinya selalu memperbarui ramalan 1 periode ke depan apabila terdapat data pengamatan baru.

### 4.3 Peramalan Curah Hujan Di Stasiun Panjang

Pada peramalan curah hujan di Stasiun Panjang juga dibagi menjadi 2, yaitu data *in-sample* dan *out-sample*. Data *in-sample* untuk meramalkan sebanyak data *out-sample*, selanjutnya membandingkan beberapa model terbaik yang terbentuk dengan membandingkan RMSE dan SMAPEnya. Meramalkan dengan ARIMA Box-Jenkins menggunakan data curah hujan secara keseluruhan sehingga didapatkan nilai ramalan curah hujan di tahun 2017 untuk Stasiun Panjang.

#### 4.3.1 Identifikasi *Time Series Plot*

Identifikasi *time series* plot digunakan untuk mengetahui pola pada data curah hujan di Stasiun Panjang. Time series plot data curah hujan di Stasiun Panjang ditunjukkan pada gambar 4.12 sebagai berikut:



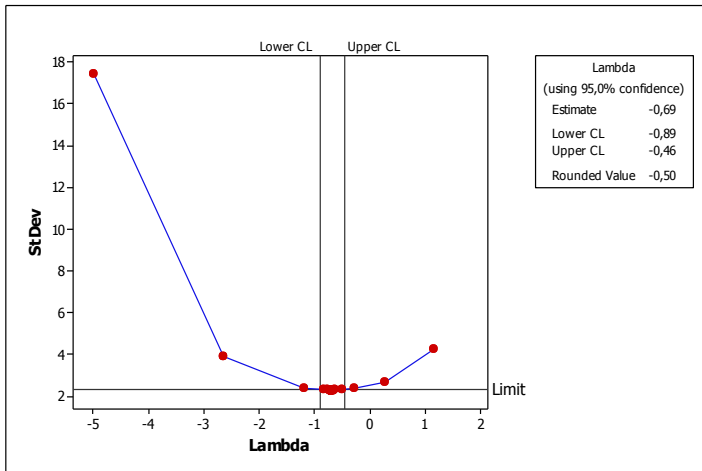
**Gambar 4.14** *Time series* plot curah hujan di Stasiun Panjang

Gambar 4.14 menunjukkan *time series* plot curah hujan yang terjadi di sekitar Stasiun Panjang dari tahun 2011 hingga tahun 2016. Curah hujan cenderung memiliki pola naik-turun sehingga pada curah hujan di Stasiun Panjang teridentifikasi adanya pola musiman seperti curah hujan di Stasiun Leran.

#### 4.3.2 Identifikasi Stasioner *Time Series* di Stasiun Panjang

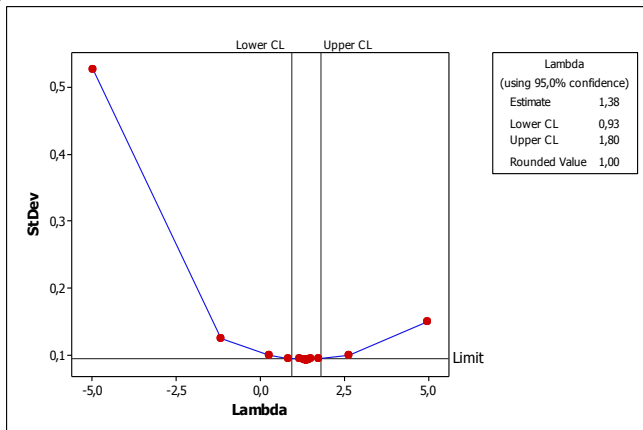
Identifikasi stasioneritas pada data nilai curah hujan di Stasiun Panjang dilakukan untuk mengetahui apakah data telah stasioner atau belum (*mean* dan *varians*). Sebelum melihat identifikasi stasioner dalam *varians*, semua nilai pengamatan ditambahkan angka 2 agar dapat dilakukan transformasi, karena banyaknya nilai 0 pada data curah hujan yang menyebabkan data tidak dapat di transformasi. Identifikasi stasioneritas dalam *varians* dilakukan dengan mentransformasi data nilai curah hujan kemudian melihat nilai *Box-cox* plot yang terbentuk. *Box-cox* Plot curah hujan di Stasiun Leran dapat dilihat pada gambar 4.16 berikut ini.





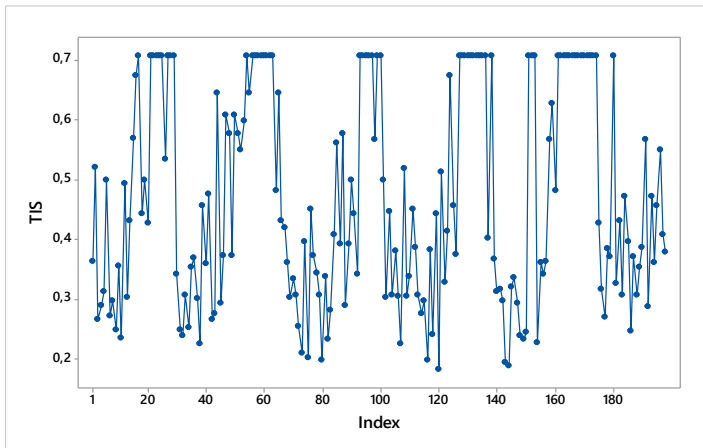
**Gambar 4.15** Box-cox plot curah hujan di Stasiun Panjang

Gambar 4.15 menunjukkan bahwa nilai *rounded value* bernilai -0,5, nilai *upper CL* sebesar -0,46 dan *lower CL* bernilai -0,89. Berdasarkan nilai tersebut dapat disimpulkan bahwa data curah hujan belum memenuhi stasioner dalam varians, sehingga perlu dilakukan transformasi  $\frac{1}{\sqrt{Z_t}}$ . Hasil transformasi dapat dilihat pada gambar 4.17 berikut ini.



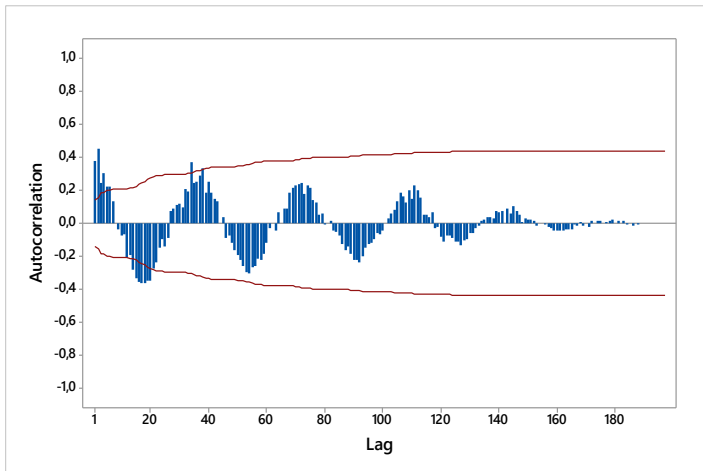
**Gambar 4.16** Box-cox plot curah hujan di Stasiun Panjang setelah transformasi

Gambar 4.16 menunjukan bahwa nilai *rounded value* telah bernilai 1, nilai *upper CL* sebesar 1,80 dan *lower CL* bernilai 0,93. Berdasarkan nilai tersebut dapat dikatakan bahwa data curah hujan telah memenuhi stasioner dalam varians. Time series plot juga berubah karena telah dilakukan transformasi. Time series plot setelah dilakukannya transformasi dapat dilihat pada gambar 4.17 berikut:



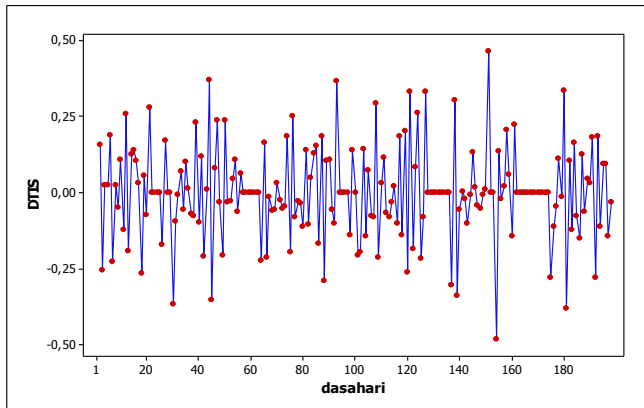
**Gambar 4.17** Time Series Plot setelah dilakukan transformasi

Time series plot hasil transformasi box-cox dengan  $\lambda = 1$  ditunjukkan pada gambar 4.17. Plot-plot cenderung menunjukkan tren naik dengan pola musiman pada interval yang tetap, maka dapat dikatakan data curah hujan pada Stasiun Panjang telah memenuhi stasioner dalam varians. Selanjutnya mengidentifikasi stasioner dalam *mean* dengan melihat plot ACF dari data curah hujan.



**Gambar 4.18**Plot ACF curah hujan di Stasiun Panjang

Gambar 4.18 menunjukkan bahwa data belum stasioner dalam *mean* pada komponen reguler dan telah stasioner dalam varian pada komponen musiman karena lag-lag pada plot ACF turun secara lambat, sehingga perlu dilakukan proses *differencing*. Time series plot setelah dilakukan *differencing* ditunjukkan pada gambar 4.19 sebagai berikut:

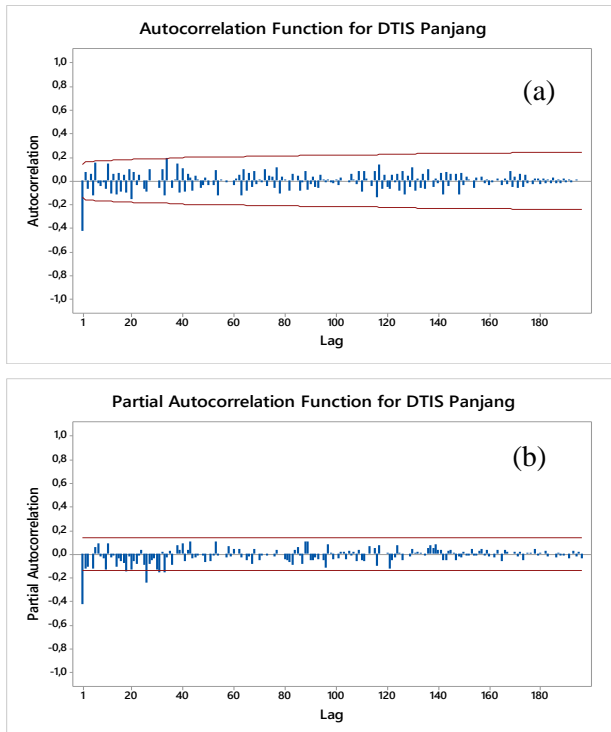


**Gambar 4.19** Time Series Plot Curah hujan d Stasiun Panjangseteah dilakukan *differencing*

Gambar 4.19 menunjukkan bahwa time series plot setelah differencing cenderung naik turun di sekitar garis *mean*. Hal ini menunjukkan bahwa data telah memenuhi stasioner dalam *mean*.

#### 4.3.3 Identifikasi Model ARIMA

Model ARIMA diduga dengan melakukan identifikasi model dengan melihat plot ACF dan PACF. Data telah teridentifikasi adanya pola musiman dan telah stasioner dengan proses *differencing* 1, maka plot ACF dan PACF curah hujan yang terbentuk hasil dari nilai *differencing* dengan lag 1. Berikut ini adalah plot ACF dan PACF curah hujan di Stasiun Panjang.



**Gambar 4.20** Plot ACF dan PACF curah hujan di Stasiun Panjang setelah *differencing*: ACF (a), PACF (b)

Berdasarkan plot ACF dan PACF pada gambar 4.20 (a) dan (b), dapat dilihat bahwa pola musiman menghilang setelah proses

*differencing*. Pola musiman yang terbentuk diawal sudah tidak terlihat lagi setelah dilakukan *differencing* 1, sehingga model dugaan yang terbentuk setelah dilakukan differencing adalah ARIMA (0,1,[1,34]).

#### 4.3.4 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter

Langkah selanjutnya setelah mengidentifikasi model ARIMA adalah mengestimasi parameter dan pengujian signifikansi parameter. Metode yang digunakan dalam estimasi parameter yaitu *Conditionally Least Square* (CLS). Estimasi parameter pada masing-masing model ARIMA dan statistik ujiinya dinyatakan dengan pengujian hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \beta = 0$  (parameter tidak signifikan)

$H_1 : \beta \neq 0$  (parameter signifikan)

Dimana  $\beta$  adalah parameter pada model ARIMA, dengan taraf signifikan  $\alpha$  sebesar 5%. Tolak  $H_0$  jika  $|t| > t_{\alpha/2; n-m}$ . Dengan menggunakan persamaan 2.12 dan data pada lampiran 4 diperoleh output *software* pada lampiran 9a yang hasilnya diringkaskan pada tabel 4.7 berikut:

**Tabel 4.7** Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter pada Model ARIMA di Stasiun Pengukuran Panjang

Model Dugaan	Parameter	Estimasi	Nilai t	t <sub>tabel</sub>	Keputusan
ARIMA (0,1,[1,34])	$\theta_1$	0,58108	10,51	1,97	Signifikan
	$\theta_{34}$	-0,24150	-3,94	1,97	Signifikan

Berdasarkan tabel 4.7 dapat dilihat bahwa nilai absolut  $t$  lebih besar dari nilai tabel  $t$ . Hal ini menunjukkan bahwa semua parameter pada model dugaan ARIMA (0,1,[1,34]) pada Stasiun Pengukuran Panjang telah signifikan.

#### 4.3.5 Pengujian Asumsi Residual

Setelah mendapatkan model dugaan yang signifikan, selanjutnya dilakukan pemeriksaan terhadap residualnya. Asumsi residual yang harus terpenuhi pada model ARIMA yaitu *white noise* dan berdistribusi normal. Pemeriksaan asumsi *white noise*

dengan menggunakan uji *Ljung-Box* dengan Hipotesis sebagai berikut.

$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$  (Residual memenuhi *white noise*)

$H_1$ : minimal ada satu  $\rho_i \neq 0 \exists_i$  dengan  $i = 1, 2, \dots, k$  (Residual tidak *white noise*)

Dengan taraf signifikan  $\alpha$  sebesar 5% dan  $H_0$  ditolak jika  $\chi^2 > \chi^2_{(\alpha; K-p-q)}$ . Dengan menggunakan persamaan 2.13 dan data pada lampiran 4 diperoleh output *software* pada lampiran 9a yang hasilnya diringkas pada tabel 4.8.

**Tabel 4.8** Hasil Uji Ljung-Box pada masing-masing model ARIMA yang telah signifikan di Stasiun Pengukuran Panjang

Model Dugaan	Lag	$\chi^2$	DF	$\chi^2_{\text{tabel}}$	Keputusan
ARIMA (1,0,[1,34])	6	5,70	4	9,488	$H_0$ Gagal ditolak
	12	10,62	10	18,307	$H_0$ Gagal ditolak
	18	18,56	16	26,296	$H_0$ Gagal ditolak
	24	21,40	22	33,924	$H_0$ Gagal ditolak
	30	29,24	28	43,773	$H_0$ Gagal ditolak
	36	32,34	34	48,602	$H_0$ Gagal ditolak

Tabel 4.8 menunjukkan bahwa model ARIMA (0,1,[1,34]) telah memenuhi asumsi *white noise*. Model yang memenuhi asumsi *white noise*, selanjutnya dilakukan pengujian asumsi residual berdistribusi normal. Pengujian asumsi residual berdistribusi normal dengan uji *Kolmogoro-Smirnov* dengan hipotesis sebagai berikut.

$H_0: F(x) = F_0(x)$  (Residual berdistribusi normal)

$H_1: F(x) \neq F_0(x)$  (Residual tidak berdistribusi normal)

Dengan taraf signifikan  $\alpha$  sebesar 5% dan  $H_0$  ditolak jika nilai dari  $D \geq D_{n,(1-\alpha)}$ . Dengan menggunakan persamaan 2.14 dan data pada lampiran 4 diperoleh output *software* pada lampiran 9a yang hasilnya diringkas pada tabel 4.9.

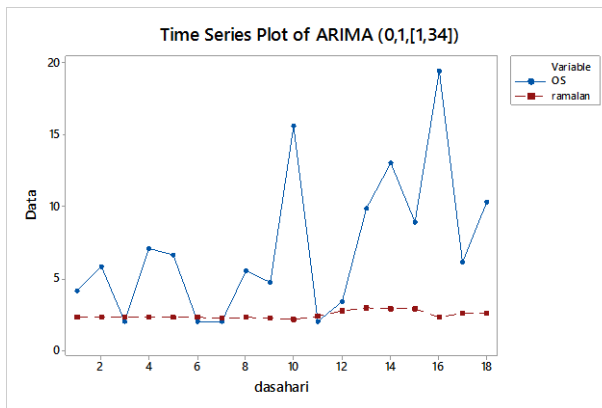
**Tabel 4.9** Hasil pengujian Asumsi Residual Berdistribusi normal pada model ARIMA di Stasiun Pengukuran Panjang.

Model Dugaan	<i>Kolmogorov-Smirnov</i>		Keputusan
	Nilai	Tabel	
ARIMA (1,0,[1,34])	0,054649	0,0867	H <sub>0</sub> gagal ditolak

Berdasarkan tabel 4.9 dapat disimpulkan residual data pada semua model telah memenuhi asumsi distribusi normal, karena nilai *Kolmogorov-Smirnov* lebih kecil dari nilai tabelnya. Sehingga tidak perlu dilakukan deteksi outlier seperti pada Stasiun Pengukuran Leran.

#### 4.3.6 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan setelah didapatkan model yang signifikan dan memenuhi asumsi. Pemilihan model terbaik dilakukan dengan melihat kriteria *out-sample*. Perbandingan antara hasil ramalan dari data *in-sample* dan data aktual akan ditunjukkan pada gambar berikut.



**Gambar 4.21** Perbandingan antara Ramalan (merah) dari data *in-sample* dan data aktual (biru) pada model terbaik di Stasiun Pengukuran Panjang

Gambar 4.21 menunjukkan perbandingan anantara ramalan yang berwarna merah dan data aktual yang berwarna biru, dimana hasil ramalan pada semua model kurang mampu membaca efek musiman. Dengan menggunakan persamaan 2.19 dan 2.20 serta

data pada lampiran 4 diperoleh output *software* pada lampiran 12a yang hasilnya diringkas pada tabel 4.10. sebagai berikut:

**Tabel 4.10** Hasil perhitungan RMSE dan MAD pada model ARIMA

Model Dugaan	Nilai RMSE	Nilai MAD
ARIMA (0,1,[1,34])	6,692843	4,827265

Tabel 4.10 menunjukkan bahwa nilai RMSE, dan MAD dari model ARIMA (0,1,[1,34]) yang memiliki RMSE sebesar 6,692843 . Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki akurasi kesalahan sebesar 6,692843 dengan ketepatan rata-rata kesalahan absolut 4,827265. Hanya Model ARIMA (0,1,[1,34]) yang memenuhi kriteria model terbaik sehingga dapat digunakan untuk meramalkan curah hujan di Stasiun Pengukuran Panjang.

Secara matematis model ARIMA (0,1,[1,34]) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$(1-B)Z_t = (1 - \theta_1 B - \theta_1 B^{34})a_t$$

$$Z_t - Z_{t-1} = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_{34} a_{t-34}$$

$$Z_t = Z_{t-1} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_{34} a_{t-34}$$

$$Z_t = Z_{t-1} + a_t - 0,58108a_{t-1} + 0,24150a_{t-34}$$

Model tersebut menunjukkan bahwa curah hujan di stasiun Pengukuran Panjang pada dasahari ke- $t$  dipengaruhi oleh curah hujan pada 1 dasahari sebelumnya, kesalahan peramalan pada waktu ke- $t$ , kesalahan peramalan pada dasahari sebelumnya, dan kesalahan peramalan pada 34 dasahari sebelumnya.

#### 4.3.7 Peramalan

Peramalan dilakukan selama 12 bulan kedepan yaitu dari Januari hingga Desember 2017 di Stasiun Pengukuran Panjang. Model yang digunakan untuk meramalkan curah hujan yaitu ARIMA (0,1,[1,34]). Hasil ramalan di peroleh dari pengurangan nilai ramalan dengan angka 2. Berikut ini adalah hasil ramalan curah hujan di stasiun pengukuran Panjang selama 12 bulan ke depan.



**Tabel 4.11** Hasil Ramalan di Stasiun Pengukuran Panjang

Bulan	Dasaharian	Ramalan
Januari	1	1,2
	2	1,0
	3	1,3
Februari	1	2,1
	2	2,6
	3	2,9
Maret	1	2,7
	2	2,3
	3	1,5
April	1	2,0
	2	1,8
	3	2,0
Mei	1	1,9
	2	1,6
	3	1,9
Juni	1	2,3
	2	2,1
	3	2,3
Juli	1	1,5
	2	2,0
	3	2,3
Agustus	1	1,5
	2	1,1
	3	1,5
September	1	1,8
	2	3,0
	3	1,7
Oktober	1	1,4
	2	1,8
	3	2,3
Nopember	1	2,4
	2	3,5

**Tabel 4.11** (Lanjutan)

Bulan	Dasaharian	Ramalan
Nopember	3	3,0
Desember	1	3,2
	2	3,2
	3	3,2

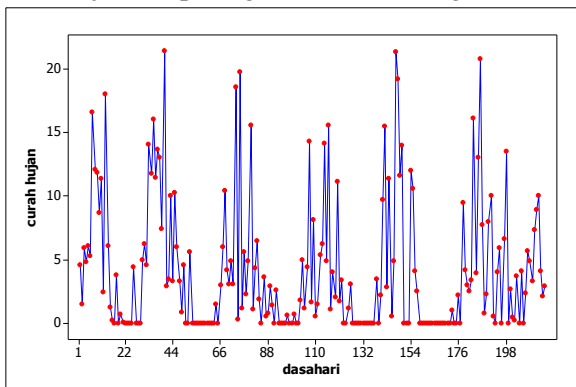
Berdasarkan tabel 4.11 curah hujan dari bulan Januari hingga Desember cenderung hampir samadari satu bulan pada bulan yang lain. Kondisi juga mengindikasikan hujan pada rentang bulan Januari hingga bulan Desember tahun 2017. Hal ini menunjukkan bahwa hujan akan selalu turun pada wilayah sekitar Stasiun Pengukuran Panjang sepanjang tahun 2017.

#### 4.4 Peramalan Curah Hujan Di Stasiun Baureno

Peramalan curah hujan di Stasiun Baureno dibagi menjadi 2, yaitu data *in-sample* dan *out-sample*. Data *in-sample* untuk meramalkan sebanyak data *out-sample*. Model hasil ramalan dibandingkan beberapa model terbaik yang terbentuk dengan membandingkan RMSE dan MADnya. Meramalkan dengan ARIMA Box-Jenkins menggunakan data curah hujan secara keseluruhan sehingga didapatkan nilai ramalan curah hujan di tahun 2017 untuk Stasiun Baureno.

##### 4.4.1 Identifikasi *Time Series Plot*

Langkah pertama yaitu mengidentifikasi *time series plot* yang digunakan untuk mengetahui pola pada data curah hujan di Stasiun Baureno. *Time series plot* data curah hujan di Stasiun Baureno ditunjukkan pada gambar 4.26 sebagai berikut:

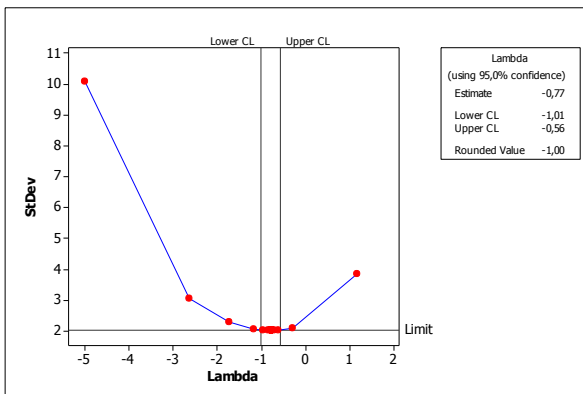


**Gambar 4.22** *Time series* plot curah hujan di Stasiun Baureno

Gambar 4.22 menunjukkan bahwa curah hujan di sekitar Stasiun Baureno cenderung mengalami peningkatan dan penurunan kemudian terdapat beberapa bulan dimana tidak turun hujan sama sekali, sehingga dari plot curah hujan terdapat indikasi musiman. Namun, pada dasahari 178 hingga 216 tidak terdapat curah hujan yang nol secara beruntun. Pada dasahari 178 hingga 216 berbeda dari pola-pola dasahari sebelumnya sehingga terindikasi adanya pola yang berbeda dari dasahari tersebut.

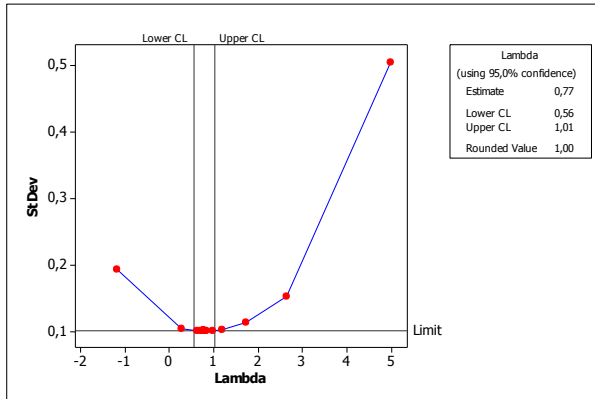
#### 4.4.2 Identifikasi Stasioner Time Series Di Stasiun Baureno

Stasioneritas data *time series* dilihat apakah data curah hujan tersebut telah stasioner dalam *mean* dan *varians*. Identifikasi stasioneritas data curah hujan menggunakan data *in-sample*. Identifikasi yang pertama yaitu melihat apakah data nilai curah hujan di Stasiun Baureno telah memenuhi stasioner dalam *varians* dengan mentransformasi data kemudian melihat *Box-cox* plot. Sebelum melihat identifikasi stasioner dalam *varians*, semua nilai pengamatan ditambahkan angka 2 agar dapat dilakukan transformasi, karena banyaknya nilai 0 pada data curah hujan yang menyebabkan data tidak dapat di transformasi. *Box-cox* plot disajikan pada gambar 4.23 sebagai berikut:



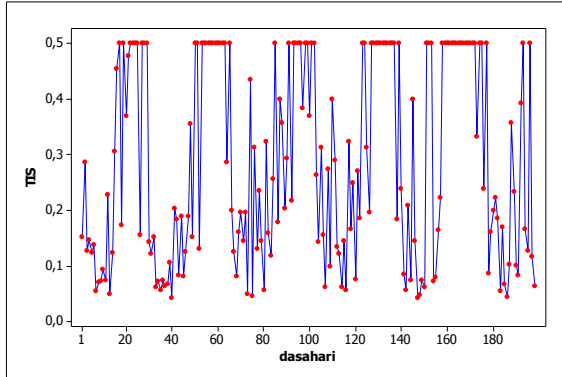
**Gambar 4.23** *Box-cox* plot curah hujan di Stasiun Baureno

Gambar 4.23 menunjukkan bahwa nilai *rounded value* bernilai -1, nilai *upper CL* sebesar -0,56 dan *lower CL* bernilai -1,01. Berdasarkan nilai tersebut dapat disimpulkan bahwa data curah hujan belum memenuhi stasioner dalam varians, sehingga perlu dilakukan transformasi  $\frac{1}{Z_i}$ . Hasil transformasi dapat dilihat pada gambar 4.24 berikut ini.



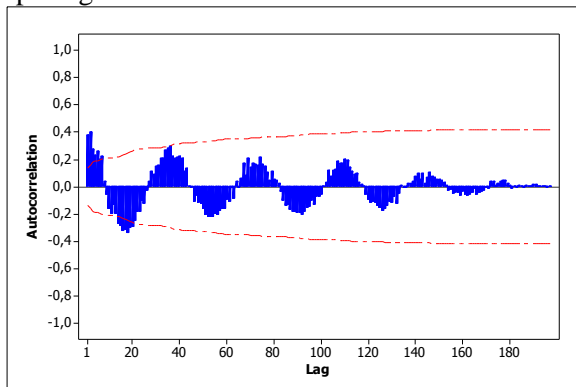
**Gambar 4.24** Box-cox plot curah hujan di Stasiun Baureno setelah transformasi

Gambar 4.24 menunjukkan bahwa nilai *rounded value* telah bernilai 1, nilai *upper CL* sebesar 1,01 dan *lower CL* bernilai 0,56. Berdasarkan nilai tersebut dapat dikatakan bahwa data curah hujan telah memenuhi stasioner dalam varians. Time series plot juga berubah karena telah dilakukan transformasi. Time series plot setelah dilakukannya transformasi dapat dilihat pada gambar 4.25 berikut:



**Gambar 4.25** Time Series Plot setelah dilakukan transformasi

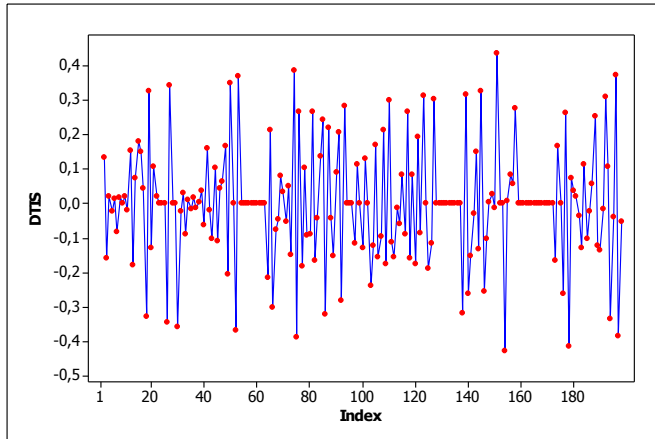
Time series plot hasil transformasi box-cox dengan  $\lambda = 1$  ditunjukkan pada gambar 4.25. Ditunjukkan bahwa plot data mengalami tren naik setelah dilakukan transformasi. Setelah naik, kemudian kembali turun pada periode tertentu, sehingga teridentifikasi adanya pola musiman pada interval yang tetap seperti pada curah hujan di Stasiun Leran dan Panjang. Data curah hujan di Stasiun Baureno telah memenuhi stasioner dalam varians. Selanjutnya melihat stasioner dalam *mean* dengan melihat plot ACF pada data curah hujan di Stasiun Baureno seperti pada gambar 4.26 dibawah ini.



**Gambar 4.26**Plot ACF curah hujan di Stasiun Baureno

Plot ACF data curah hujan di Stasiun Baureno menunjukkan bahwa lag turun lambat dan mengalami kenaikan

serta penurunan dengan pola tertentu sehingga perlu dilakukan *differencing* agar memenuhi stasioner dalam *mean*. *Time series* plot setelah dilakukan *differencing* ditunjukkan pada gambar 4.27 sebagai berikut:

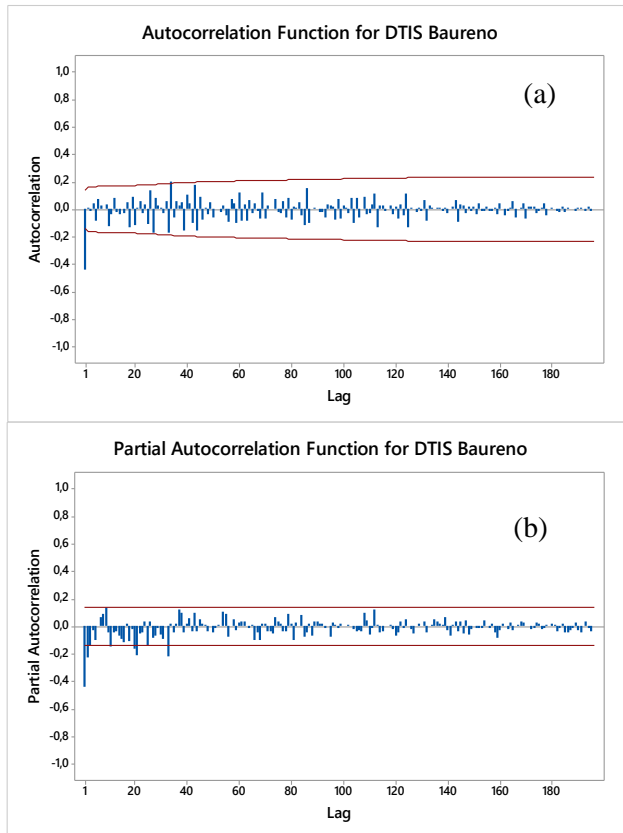


**Gambar 4.27** Time Series Plot Curah hujan di Stasiun Baureno setelah dilakukan *differencing*

Gambar 4.27 menunjukkan bahwa time series plot setelah *differencing* cenderung naik-turun di sekitar garis *mean*. Hal ini menunjukkan bahwa data telah memenuhi stasioner dalam *mean*.

#### 4.4.3 Identifikasi Model ARIMA

Model ARIMA diduga dengan melakukan identifikasi model dengan melihat plot ACF dan PACF. Data telah teridentifikasi adanya pola musiman dan telah stasioner dengan *differencing* 1, maka plot ACF dan PACF yang terbentuk merupakan hasil dari nilai curah hujan yang telah di *differencing* dengan lag 1. Berikut ini adalah plot ACF dan PACF curah hujan di Stasiun Baureno.



**Gambar 4.28**Plot ACF dan PACF curah hujan di Stasiun Baureno setelah *differencing*: ACF (a), PACF (b)

Berdasarkan dugaan yang terbentuk dari plot ACF dan PACF pada gambar 4.28, pola musiman yang terbentuk diawal sudah tidak terlihat lagi setelah dilakukan *differencing* 1, dugaan model yang terbentuk ARIMA (0,1,[1,34]).

#### 4.4.4 Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter

Langkah selanjutnya setelah mengidentifikasi model ARIMA adalah mengestimasi parameter dan pengujian signifikansi parameter. Metode yang digunakan dalam estimasi parameter yaitu *Conditionally Least Square* (CLS). Estimasi

parameter pada masing-masing model ARIMA dan statistik ujinya dinyatakan dengan pengujian hipotesis sebagai berikut:

$H_0 : \beta = 0$  (parameter tidak signifikan)

$H_1 : \beta \neq 0$  (parameter signifikan)

Dimana  $\beta$  adalah parameter pada model ARIMA, dengan taraf signifikan  $\alpha$  sebesar 5%. Tolak  $H_0$  jika  $|t| > t_{\alpha/2; n-m}$ . Dengan menggunakan persamaan 2.12 dan data pada lampiran 4 diperoleh output *software* pada lampiran 10a yang hasilnya diringkas pada tabel 4.12 sebagai berikut:

**Tabel 4.12** Estimasi dan Pengujian Signifikansi Parameter pada Model ARIMA di Stasiun Pengukuran Baureno

Model Dugaan	Parameter	Estimasi	Nilai t	t <sub>tabel</sub>	Keputusan
ARIMA (0,1,[1,34])	$\theta_1$	0,64546	12,91	1,97	Signifikan
	$\theta_{34}$	-0,28524	-5,07	1,97	Signifikan

Berdasarkan tabel 4.12 dapat dilihat bahwa semua nilai absolut  $t$  lebih besar dari nilai tabel  $t$ . Hal ini menunjukkan bahwa semua parameter pada masing-masing model dugaan pada Stasiun Pengukuran Panjang telah signifikan.

#### 4.4.5 Pengujian Asumsi Residual

Setelah mendapatkan model dugaan yang signifikan, selanjutnya dilakukan pemeriksaan terhadap residualnya. Asumsi residual yang harus terpenuhi pada model ARIMA yaitu *white noise* dan berdistribusi normal. Pemeriksaan asumsi *white noise* dengan menggunakan uji *Ljung-Box* dengan Hipotesos sebagai berikut.

$H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$  (Residual memenuhi *white noise*)

$H_1$ : minimal ada satu  $\rho_i \neq 0 \exists_i$  dengan  $i = 1, 2, \dots, k$  (Residual tidak *white noise*)

Dengan taraf signifikan  $\alpha$  sebesar 5% dan  $H_0$  ditolak jika  $\chi^2 > \chi^2_{(\alpha; K-p-q)}$ . Dengan menggunakan persamaan 2.13 dan data pada lampiran 4 diperoleh output *software* pada lampiran 10a yang hasilnya diringkas pada tabel 4.13 sebagai berikut:



**Tabel 4.13** Hasil Uji Ljung-Box pada masing-masing model ARIMA yang telah signifikan di Stasiun Pengukuran Baureno

Model Dugaan	Lag	$\chi^2$	DF	$\chi^2_{\text{tabel}}$	Keputusan
ARIMA (1,0,[1,34])	6	1,19	4	9,488	H <sub>0</sub> Gagal ditolak
	12	10,23	10	18,307	H <sub>0</sub> Gagal ditolak
	18	18,40	16	26,296	H <sub>0</sub> Gagal ditolak
	24	22,63	22	33,924	H <sub>0</sub> Gagal ditolak
	30	29,08	28	43,773	H <sub>0</sub> Gagal ditolak
	36	32,07	34	48,602	H <sub>0</sub> Gagal ditolak

Tabel 4.13 menunjukkan bahwa semua model telah memenuhi asumsi *white noise*. Model yang memenuhi asumsi *white noise*, selanjutnya dilakukan pengujian asumsi residual berdistribusi normal. Pengujian asumsi residual berdistribusi normal dengan uji *Kolmogoro-Smirnov* dengan hipotesis sebagai berikut.

H<sub>0</sub>:  $F(x) = F_0(x)$  (Residual berdistribusi normal)

H<sub>1</sub>:  $F(x) \neq F_0(x)$  (Residual tidak berdistribusi normal)

Dengan taraf signifikan  $\alpha$  sebesar 5% dan H<sub>0</sub> ditolak jika nilai dari  $D \geq D_{n,(1-\alpha)}$ . Dengan menggunakan persamaan 2.14 dan data pada lampiran 4 diperoleh output *software* pada lampiran 10a yang hasilnya diringkas pada tabel 4.14 sebagai berikut:

**Tabel 4.14** Hasil pengujian Asumsi Residual Berdistribusi normal pada model ARIMA di Stasiun Pengukuran Baureno

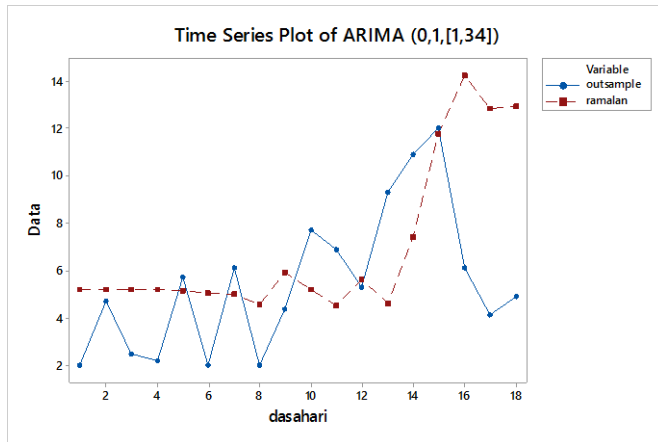
Model Dugaan	<i>Kolmogorov-Smirnov</i>		Keputusan
	Nilai	Tabel	
ARIMA (1,0,[1,34])	0,060996	0,0867	H <sub>0</sub> Gagal ditolak

Berdasarkan tabel 4.14 dapat disimpulkan residual data pada semua model telah memenuhi asumsi distribusi normal, karena nilai *Kolmogorov-Smirnov* lebih kecil dari nilai tabelnya. Sehingga dapat dikatakan model ARIMA (0,1,[1,34]) adalah model terbaik dari seluruh kemungkinan model yang terbentuk dari plot ACF dan PACF nilai curah hujan *in-sample* di Stasiun Pengukuran Baureno.

#### 4.4.6 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik dilakukan setelah didapatkan model yang signifikan dan memenuhi asumsi. Pemilihan model

terbaik dilakukan dengan melihat kriteria *out-sample*. Perbandingan antara hasil ramalan dari data *in-sample* dan data aktual akan ditunjukkan pada gambar berikut.



**Gambar 4.29** Perbandingan antara Ramalan (merah) dari data *in-sample* dan data aktual (biru) pada masing-masing model di Stasiun Pengukuran Baureno

Gambar 4.29 menunjukkan perbandingan anatara ramalan yang berwarna merah dan data aktual yang berwarna biru, dimana hasil ramalan pada semua model kurang mampu membaca efek musiman. Dengan menggunakan persamaan 2.19 dan 2.20 serta data pada lampiran 4 diperoleh output *software* pada lampiran 13a yang hasilnya diringkas pada tabel 4.15. sebagai berikut:

**Tabel 4.15** Hasil perhitungan RMSE dan MAD pada model ARIMA

Model Dugaan	Nilai RMSE	Nilai MAD
ARIMA (0,1,[1,34])	4,080892	3,154636

Tabel 4.10 menunjukkan bahwa nilai RMSE, dan MAD dari model ARIMA (0,1,[1,34]) yang memiliki RMSE sebesar 4,080892 dengan ketepatan rata-rata kesalahan absolut 3,154636. Hanya Model ARIMA (0,1,[1,34]) yang memenuhi kriteria model terbaik sehingga dapat digunakan untuk meramalkan curah hujan di Stasiun Pengukuran Panjang.

Secara matematis model ARIMA (0,1,[1,34]) dapat dituliskan sebagai berikut:

$$(1-B)Z_t = (1-\theta_1 B - \theta_{34} B^{34})a_t$$

$$Z_t - Z_{t-1} = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_{34} a_{t-34}$$

$$Z_t = Z_{t-1} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_{34} a_{t-34}$$

$$Z_t = Z_{t-1} + a_t - 0,64546a_{t-1} + 0,28524a_{t-34}$$

Model tersebut menunjukkan bahwa curah hujan di stasiun Pengukuran Panjang pada dasahari ke- $t$  dipengaruhi oleh curah hujan pada 1 dasahari sebelumnya, kesalahan peramalan pada waktu ke- $t$ , kesalahan peramalan pada dasahari sebelumnya, dan kesalahan peramalan pada 34 dasahari sebelumnya.

#### 4.4.7 Peramalan

Peramalan dilakukan selama 12 bulan kedepan yaitu dari Januari hingga Desember 2017 seperti pada Stasiun Panjang dan Leran. Model yang digunakan untuk meramalkan curah hujan yaitu ARIMA (0,1,[1,34]). Hasil ramalan di peroleh dari pengurangan nilai ramalan dengan angka 2. Berikut ini adalah hasil ramalan curah hujan di stasiun pengukuran Baureno selama 12 bulan ke depan.

**Tabel 4.16** Hasil Ramalan di Stasiun Pengukuran Baureno

Bulan	Dasaharian	Ramalan
Januari	1	0,7
	2	0,6
	3	1,1
Februari	1	1,9
	2	2,4
	3	1,3

**Tabel 4.16**(Lanjutan)

Bulan	Dasaharian	Ramalan
Maret	1	0,9
	2	1,1
	3	1,4
April	1	0,8
	2	0,4
	3	0,8
Mei	1	1,2
	2	0,7
	3	1,3
Juni	1	2,1
	2	1,1
	3	1,2
Juli	1	0,9
	2	0,6
	3	1,0
Agustus	1	0,6
	2	1,0
	3	0,6
September	1	0,8
	2	1,3
	3	1,7
Oktober	1	1,7
	2	2,3
	3	2,5
Nopember	1	2,5
	2	1,9
	3	1,4
Desember	1	1,2
	2	1,2
	3	1,2

Berdasarkan tabel 4.16 curah hujan dari bulan Januari hingga Desember cenderung hampir sama dari satu bulan pada bulan yang lain. Kondisi juga mengindikasikan hujan pada rentang bulan Januari hingga bulan Desember tahun 2017. Hal ini

menunjukkan bahwa hujan akan selalu turun pada wilayah sekitar Stasiun Pengukuran Baureno sepanjang tahun 2017.

## **BAB V**

### **KESIMPULAN DAN SARAN**

#### **5.1 Kesimpulan**

Berdasarkan hasil analisis mengenai peramalan curah hujan di Kabupaten Bojonegoro maka dapat diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

1. Rata-rata hujan terjadi antara Bulan Oktober hingga Bulan Maret. Pada Bulan April dan Bulan September cenderung terjadi peralihan musim dimana hujan terjadi dengan intensitas rendah hingga pada pertengahan Bulan April, lalu pada akhir Bulan September hujan kembali turun sebagai pertanda musim penghujan akan tiba. Pada Tahun 2016, hampir setiap bulan hujan turun sehingga banyak sekali terjadi gagal panen akibat curah hujan di Kabupaten Bojonegoro.
2. Diperoleh nilai ramalan curah hujan pada 3 stasiun pengukuran curah hujan :
  - a. Pada Stasiun Pengukuran Leran diperoleh model terbaik untuk meramalkan curah hujan yaitu ARIMA (2,1,0). Diprediksi hujan akan turun di sepanjang tahun 2017 dengan intensitas yang hampir sama.
  - b. Pada Stasiun Pengukuran Panjang diperoleh model terbaik untuk meramalkan curah hujan yaitu ARIMA (0,1,[1,34]). Diprediksi hujan akan turun di sepanjang tahun 2017. Rata-rata curah hujan akan turun dan meningkat tidak mengikuti pola musiman dengan curah hujan paling tinggi terjadi di bulan November dan Desember tahun 2017.
  - c. Pada Stasiun Pengukuran Baureno diperoleh model terbaik untuk meramalkan curah hujan yaitu ARIMA (0,1,[1,34]). Diprediksi hujan akan turun di sepanjang tahun 2017. Rata-rata curah hujan akan turun dan meningkat tidak mengikuti pola musiman, namun curah hujan cenderung meningkat pada pertengahan Februari, akhir bulan Mei hingga awal Juni. dan akhir Oktober pada tahun 2017.

## **5.2 Saran**

Berdasarkan analisis pada peramalan curah hujan yang telah dilakukan, diperoleh hasil peramalan yang kurang begitu terlihat. Khususnya pada peramalan curah hujan di Stasiun Panjang. Untuk penelitian selanjutnya, peramalan dilakukan pada periode yang tidak terlalu banyak, sehingga apabila terdapat data pengamatan baru, dapat digunakan untuk meramalkan beberapa periode kedepan.

## DAFTAR PUSTAKA










- Anggraini, Deviwilis. (2011). *Peramalan Curah Hujan Di Kecamatan Bangkinang Barat Kabupaten Kampar Menggunakan Metode Box-Jenkins*. RIAU: UIN Sultan syarif Kasim.
- Badan Pusat Statistik Kabupaten Bojonegoro. (2014). *Bojonegoro Dalam Angka 2014*. Diakses dari [https://bojonegorokab.bps.go.id/website/pdf\\_publicasi/Kabupaten-Bojonegoro-Dalam-Angka-2014.pdf](https://bojonegorokab.bps.go.id/website/pdf_publicasi/Kabupaten-Bojonegoro-Dalam-Angka-2014.pdf) pada tanggal 25 Januari 2017
- Cryer, J., & Kung, S. (2008). *Time Series Application in R. Second Edition*. New York: Springer Texts in Statistics.
- Danapriatna, N. (2010). *Pengaruh Cekaman Kekeringan Terhadap Serapan Nitrogen dan Pertumbuhan Tanaman*. Diakses dari <http://download.portalgaruda.org/article.php?article=19362&val=1225> pada tanggal 26 Januari 2017
- Daniel, W. W. (1989). *Statistika Non Parametrik Terapan*. Jakarta: PT. Gramedia.
- Dinas Pertanian Kabupaten Bojonegoro. (2016). *Laporan PUPT Dinas Pertanian Kabupaten Bojonegoro*. Bojonegoro: Dinas Pertanian
- Firdaus, M. (2006). *Deret Waktu Satuan Ragam*. IPB Press.
- Handayani, T., Aliyah, N., & Shobirin. (2013). *Dampak Penyimpangan Curah Hujan Terhadap Pendapatan Petani Tembakau Di Kabupaten Temanggung*. Depok: Universitas Indonesia.
- Hanke, J., & Winchern, D. (2009). *Business Forecasting* (Ninth ed.). USA: Pearson prentice hall.
- Hestiyanto, Y. (2006). *Geografi 1 SMA kelas x*. Jakarta: Yudistira.
- Makridakis, S., Wheelright, S. C., & McGee, V. E. (1999). *Metode dan Aplikasi Peramalan* (kedua ed.). Jakarta: Bina Rupa Aksara.



- Safa, M. A. I. (2016). *Peramalan Curah Hujan Di Kabupaten Lamongan Dengan ARIMA Box-Jenkins*. Surabaya: Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Ulum, M. C. (2013). *Governance and Capacity Building Dalam Manajemen Bencana Banjir Di Indonesia*. Malang: Universitas Brawijaya.
- Wei, W. W. (2006). *Time Series Analysis Univariate and Multivariate*. USA: Addison-Wesley Publishing Company.

## LAMPIRAN

## Lampiran 1. Surat Keterangan Perijinan Pengambilan Data Tugas Akhir

	<b>Program Studi DIII Departemen Statistika Bisnis</b> <b>Fakultas Vokasi</b> <b>Institut Teknologi Sepuluh Nopember</b>		
2014 - 2019	<b>Bukti Pembimbingan Tugas Akhir</b>	Form P-5	
Nama Mahasiswa : Laksmana Diki Sadita		NRP : 1314030008	
Judul Tugas Akhir : Peramalan Curah Hujan di Kabupaten Bojonegoro dengan Metode ARIMA Box - Jenkins			
No	Tanggal	Materi yang Dibahas	Tanda Tangan Pembimbing
1	13 Maret 2017	Transformasi Data Curah Hujan yang D.	
2	27 Maret 2017	Pemilihan dugaan model yang terbentuk dari plot ACF dan PACF	
3	7 April 2017	Residual tidak memenuhi distribusi Normal.	
4	10 April 2017	Mendeteksi Outlier dengan Syntax SAS	
5	11 April 2017	Perubahan nilai white noise dan Residual setelah dilakukan deteksi outlier.	
6	18 April 2017	Interpretasi gambar dan hasil ramalan.	
7	27 April 2017	daftar isi, abstrak, serta perbaikan kalimat interpretasi.	

Mahasiswa tersebut diatas sudah layak untuk mengikuti Ujian Tugas Akhir periode Semester Gasal/Genap\* tahun 2016 /2017


Surabaya, 4 Mei 2017

### Pembimbing

Dr. Brodjol Sutijo S.U., M.Si.  
NIP. 199660125 199002 1 001

- Pembimbingan dilakukan minimum 5 kali
- \*Coret yang tidak perlu

## Lampiran 2. Bukti Pembimbingan Tugas Akhir

  
**KABUPATEN BOJONEGORO**  
**BADAN KESATUAN BANGSA DAN POLITIK**  
Jl. Trunojoyo No. 12 Telepon / Fax. (0353) 893526  
**BOJONEGORO**

**SURAT REKOMENDASI**  
Nomor : 072/ 51 / 412.305 /2017

**TENTANG**  
**SURVEY/ RESEARCH/ PENELITIAN/ KKN**

Dasar : a. Peraturan Menteri Dalam Negeri Republik Indonesia Nomor 7 Tahun 2014 Tentang Perubahan Atas Peraturan Menteri Dalam Negeri Republik Indonesia Nomor 64 Tahun 2011 Tentang Pedoman Penerbitan Rekomendasi Penelitian

b. Peraturan Bupati Bojonegoro Nomor 18 Tahun 2011 Tentang Perubahan Atas Peraturan Bupati Bojonegoro Nomor : 5 Tahun 2009 Tentang Tugas Pokok Dan Fungsi Inspektorat , Badan Perencanaan Pembangunan Daerah Dan Lembaga Teknis Daerah Kab.Bojonegoro sebagaimana telah diubah beberapa kali terakhir dengan Peraturan Bupati Bojonegoro Nomor 40 Tahun 2013 Tentang Perubahan ketiga Atas Peraturan Bupati Bojonegoro Nomor : 5 Tahun 2009 Tentang Tugas Pokok Dan Fungsi Inspektorat, Badan Perencanaan Pembangunan Daerah Dan Lembaga Teknis Daerah Kab.Bojonegoro

c. Peraturan Bupati Bojonegoro Nomor 33 Tahun 2014 Tentang Penyelenggaraan Perijinan Dan Non Perijinan Di Kabupaten Bojonegoro

d. Peraturan Bupati Bojonegoro Nomor 63 Tahun 2014 Tentang Pelimpahan Wewenang Bupati Di Bidang Perijinan Dan Non Perijinan Kepada Kepala Satuan Kerja Perangkat Daerah Dan Camat

e. Surat Kepala Departemen Statistika Bisnis Fakultas Vokasi Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya Nomor : 019608/IT2. VI.8/TU.00.09/2017 tanggal 30 Maret 2017 hal Permohonan Ijin Memperoleh Data Untuk Tugas Akhir.

**MENGIZINKAN :**

1. Nama : **LAKSMANA DIKI SADITA**

2. NRP : 1314030008

3. Alamat : Dk. Banjarsari RT 01/RW 01 Ds. Baduk Sumuragung. Sumberejo Bojonegoro

4. Asal / Civitas : Institut Sepuluh Nopember (ITS)

5. Prodi/Jurusan : Departemen Statistika Bisnis - Fakultas Vokasi - ITS

6. Keperluan : Permintaan Data

7. Judul : Peramalan Curah Hujan di Kabupaten Bojonegoro Dengan Metode ARIMA BOX-JENKINS

8. Tempat Permintaan : ◆ Dinas Pekerjaan Umum dan Sumber Daya Air Kabupaten Bojonegoro

Data

9. Waktu : Tmt 3 April 2017 s/d 3 Juli 2017

**DENGAN KETENTUAN SEBAGAI BERIKUT :**

1. Dalam jangka waktu 1 x 24 jam tiba ditempat yang dituju diwajibkan melaporkan kedatangannya kepada Kecamatan/Kantor Instansi setempat.

2. Mentaati ketentuan yang berlaku dalam daerah desa/instansi setempat.

3. Menjaga tata tertib keamanan dan kesusilaan serta menghindari pernyataan-pernyataan baik lisan maupun tulisan yang dapat melukai / menyinggung perasaan atau menghina Agama, Bangsa dan Negara dari suatu golongan penduduk.


4. Tidak diperkenankan menjalankan kegiatan-kegiatan diluar ketentuan-ketentuan yang telah ditetapkan sebagai tersebut diatas.

5. Setelah berakhirnya dilakukan tugas diwajibkan terlebih dahulu melaporkan kepada Pejabat Kecamatan/Kantor Instansi setempat mengenai selesainya pelaksanaan tugas tersebut sebelum meninggalkan daerah tempat dimaksud.

6. **Setelah melakukan kegiatan diwajibkan/diharuskan untuk memberikan/ mengirimkan 1 buah hasil penelitian/ survey/ research, kepada Bupati Bojonegoro melalui Badan Kesatuan Bangsa, dan Politik Kab. Bojonegoro.**

7. Surat Ijin ini akan dicabut dan dinyatakan tidak berlaku apabila ternyata bahwa pemegang surat pengantar ini tidak memenuhi ketentuan tersebut diatas

Demikian untuk dijadikan maklum dan untuk dipergunakan sebagaimana mestinya

Ditetapkan di : Bojonegoro  
Pada Tanggal : 3 April 2017  
An. KEPALA BADAN KESATUAN BANGSA DAN POLITIK  
KABUPATEN BOJONEGORO  
Sekretaris  
  
NIP. 195607021980031-010

**Tembusan disampaikan kepada :**

1. Sdr. Kepala Dinas PU dan Sumber Daya Air Kab. Bojonegoro

2. Sdr. Ketua Departemen Statistika Bisnis Fakultas Vokasi Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya

③ Yang bersangkutan

### Lampiran 3. Surat Keterangan Valid Pada Data Curah Hujan

#### SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan dibawah ini, mahasiswa Departemen Statistika Bisnis  
Fakultas Vokasi ITS :

Nama : Laksmana Diki Sadifa

NRP : 1314030008

Menyatakan bahwa data yang digunakan dalam Tugas Akhir ini merupakan data  
sekunder yang diambil dari Penelitian/Buku/Tugas Akhir/Thesis/Publikasi \*) yaitu

Sumber : Data Curah Hujan Dinas PU dan Sumber Daya Air Kabupaten Bojonegara

Keterangan : Tahun 2011 hingga tahun 2016.

Surat Pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya. Apabila terdapat pemalsuan data,  
maka saya siap menerima sanksi sesuai dengan peraturan yang berlaku.



NIP. 19630510 1986031 032

Surabaya, 2 Juni 2017

Yang Membuat Pernyataan,

(Laksmana Diki Sadifa)

NRP. 1314030008

Mengetahui,

Dosen Pembimbing Tugas Akhir,

(Dr. Brodjat S. U. M. Si.)  
19660125 199002 1001  
NIP.

**Lampiran 4.** Data curah hujan di Kabupaten Bojonegoro di Stasiun Leran, Panjang, dan Baureno

<b>Tahun</b>	<b>Bulan</b>	<b>Dasarian</b>	<b>Leran</b>	<b>Panjang</b>	<b>Baureno</b>
2011	Januari	1	2,1	5,6	4,6
2011	Januari	2	2,8	1,7	1,5
2011	Januari	3	4,1	12,3	5,9
2011	Februari	4	9,7	10,0	4,8
2011	Februari	5	4,4	8,2	6,1
2011	Februari	6	1,3	2,0	5,3
2011	Maret	7	7,5	11,5	16,6
2011	Maret	8	6,9	9,4	12,1
2011	Maret	9	12,5	14,2	11,8
2011	April	10	5,3	5,9	8,7
2011	April	11	5,1	16,3	11,4
2011	April	12	0,5	2,1	2,4
2011	Mei	13	14,5	8,9	18,0
2011	Mei	14	6,3	3,4	6,1
2011	Mei	15	2,1	5,6	4,6
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
2016	September	207	0,0	0,0	4,1
2016	September	208	0,0	3,5	0,0
2016	September	209	3,0	2,7	2,4
2016	Oktober	210	0,0	13,6	5,7
2016	Oktober	211	3,5	0,0	4,9
2016	Oktober	212	6,8	1,4	3,3
2016	Nopember	213	6,9	7,9	7,3
2016	Nopember	214	15,7	11,0	8,9
2016	Nopember	215	21,1	6,9	10,0
2016	Desember	216	19,1	17,4	4,1
2016	Desember	217	16,1	4,1	2,1
2016	Desember	216	3,6	8,3	2,9

## Lampiran 5. Syntax SAS Untutk ARIMA di Stasiun Pengukuran Leran

### a. ARIMA (0,1,1)

```

data Leran;
input y;
datalines;
0.24390243902439
0.208333333333333
0.164179104477612
0.0854700854700855
.
.
.
.
.
0.263157894736842
0.188679245283019
0.282051282051282
0.285714285714286
0.142857142857143
0.126436781609195
;
proc arima data=Leran;
identify var=y(1);
estimate
p=(0) q=(1)
noconstant method=cls
WHITENOISE=IGNOREMISS;
outlier maxnum=25 alpha=0.05;
forecast out=ramalan lead=18;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=ramalan
outfile="E:\satu.xls"
dbms=excel97
replace;
run;

```

### b. ARIMA (2,1,0)

```

data Leran;
input y;
datalines;

```

```

0.24390243902439
0.208333333333333
0.164179104477612
0.0854700854700855
0.15625
.
.
.
.
.
0.263157894736842
0.188679245283019
0.282051282051282
0.285714285714286
0.142857142857143
0.126436781609195
;
proc arima data=Leran;
identify var=y(1);
estimate
p=(1,2) q=(0)
noconstant method=cls
WHITENOISE=IGNOREMISS;
outlier maxnum=25 alpha=0.05;
forecast out=ramalan lead=18;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=ramalan
outfile="E:\1dua.xls"
dbms=excel97
replace;
run;

```

### c. ARIMA (3,1,0)

```

data Leran;
input y;
datalines;
0.24390243902439
0.208333333333333
0.164179104477612
0.0854700854700855
0.15625
0.307692307692308
.

```

```

.
.
.
.
0.263157894736842
0.188679245283019
0.282051282051282
0.285714285714286
0.142857142857143
0.126436781609195
;
proc arima data=Leran;
identify var=y(1);
estimate
p=(1,2,3) q=(0)
noconstant method=cls
WHITENOISE=IGNOREMISS;
outlier maxnum=25 alpha=0.05;
forecast out=ramalan lead=18;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=ramalan
outfile="E:\lempat.xls"
dbms=excel97
replace;
run;

```



## Lampiran 6. Syntax SAS Untuk ARIMA di Stasiun Pengukuran Panjang

a. ARIMA (0,1,[1,34])

```
data Panjang;
input y;
datalines;
0.362738125055006
0.519875244910036
0.264695474588282
0.288675134594813
0.313112145542575
0.5
.
.
.
0.471404520791032
0.360374985078224
0.45557345160942
0.55048188256318
0.408248290463863
0.377964473009227
;
proc arima data=Panjang;
identify var=y(1);
estimate
p=(0) q=(1,34)
noconstant method=cls
WHITENOISE=IGNOREMISS;
outlier maxnum=25 alpha=0.05;
forecast out=ramalan lead=18;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=ramalan
outfile="E:\satu.xls"
dbms=excel97
replace;
run;
```

## Lampiran 7. Syntax SAS Untuk ARIMA di Stasiun Pengukuran Baureno

```
a.      ARIMA (0,1,[1,34])
data baureno;
input y;
datalines;
0.151515151515152
0.285714285714286
0.126436781609195
0.147058823529412
0.123456790123457
0.136986301369863
.
.
.
.
0.5
0.166666666666667
0.126436781609195
0.5
0.116279069767442
0.064327485380117
;
proc arima data=baureno;
identify var=y(1);
estimate
p=(0) q=(1,34)
noconstant method=cls
WHITENOISE=IGNOREMISS;
outlier maxnum=25 alpha=0.05;
forecast out=ramalan lead=18;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;
proc export data=ramalan
outfile="E:\satu.xls"
dbms=excel97
replace;
run;
```

Lampiran 8. *Output Syntax* SAS Untuk ARIMA di Stasiun Pengukuran Leran

a. ARIMA (0,1,1)

Conditional Least Squares Estimation										
Parameter		Estimate		Standard Error		t Value		Approx Pr >  t		Lag
MA1,1		0.48646		0.06250		7.78		<.0001		1
Autocorrelation Check of Residuals										
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----						
6	5.78	5	0.3281	0.060	-0.114	-0.057	0.041	0.057	0.062	
12	10.68	11	0.4704	0.043	-0.142	-0.027	0.013	0.013	-0.021	
18	21.98	17	0.1853	-0.038	-0.132	-0.007	-0.017	-0.154	-0.095	
24	28.84	23	0.1856	-0.085	-0.117	-0.060	-0.067	0.041	0.013	
30	36.57	29	0.1577	-0.059	-0.097	0.040	-0.021	0.008	0.135	
36	47.97	35	0.0709	0.014	0.001	-0.052	0.156	0.076	0.119	
Outlier Details										
	Obs	Type		Estimate		Chi-Square		Approx Prob> ChiSq		
	30	Shift		-0.38494		23.87		<.0001		
	151	Shift		0.37324		24.85		<.0001		
	154	Shift		-0.39244		28.10		<.0001		
	158	Shift		0.38468		30.65		<.0001		
	186	Additive		0.34950		26.09		<.0001		
	182	Additive		0.35293		31.69		<.0001		
	178	Shift		-0.32859		26.86		<.0001		
	102	Shift		-0.32410		26.97		<.0001		
	67	Shift		-0.29991		26.82		<.0001		
	85	Additive		0.29139		24.55		<.0001		
	15	Shift		0.29299		26.21		<.0001		
	12	Additive		0.28733		29.01		<.0001		
	18	Additive		-0.27520		28.18		<.0001		
	44	Additive		0.26884		26.89		<.0001		
	121	Shift		0.26738		27.58		<.0001		
	93	Shift		0.26459		27.01		<.0001		
	90	Additive		0.28570		34.34		<.0001		
	139	Additive		-0.24993		26.79		<.0001		
	141	Shift		-0.29981		39.02		<.0001		
	78	Additive		0.24885		26.53		<.0001		
	48	Additive		0.24491		27.84		<.0001		
	52	Additive		-0.22364		23.38		<.0001		
	51	Shift		0.19556		18.98		<.0001		
	111	Additive		0.18662		16.17		<.0001		
	108	Additive		0.19235		18.93		<.0001		
Tests for Normality										
	Test			--Statistic--		----p Value-----				
	Shapiro-Wilk		W	0.969385		Pr < W		0.0003		
	Kolmogorov-Smirnov		D	0.104446		Pr > D		<0.0100		
	Cramer-von Mises		W-Sq	0.544025		Pr > W-Sq		<0.0050		
	Anderson-Darling		A-Sq	2.7196		Pr > A-Sq		<0.0050		

## b. ARIMA (2,1,0)

## Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Pr >  t	Approx Lag
AR1,1	-0.37386	0.06967	-5.37	<.0001	1
AR1,2	-0.23393	0.06983	-3.35	0.0010	2

## Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	8.15	4	0.0863	-0.040	-0.062	-0.161	0.027	0.073	0.054
12	13.82	10	0.1812	0.049	-0.150	-0.013	0.004	0.041	-0.022
18	20.96	16	0.1799	-0.018	-0.116	0.011	0.002	-0.120	-0.069
24	25.96	22	0.2532	-0.066	-0.099	-0.031	-0.055	0.066	0.007
30	33.28	28	0.2257	-0.034	-0.102	0.036	-0.020	0.008	0.135
36	43.37	34	0.1301	-0.020	0.015	-0.095	0.142	0.052	0.097

## Outlier Details

Obs	Type	Estimate	Chi-Square	Approx Prob> ChiSq
154	Shift	-0.42269	27.44	<.0001
151	Shift	0.42074	30.21	<.0001
186	Additive	0.36294	28.25	<.0001
182	Additive	0.35623	29.05	<.0001
158	Shift	0.37685	26.48	<.0001
30	Shift	-0.37657	26.56	<.0001
85	Additive	0.31790	23.40	<.0001
102	Shift	-0.33032	21.56	<.0001
178	Shift	-0.31938	23.21	<.0001
44	Additive	0.28669	30.62	<.0001
18	Additive	-0.27073	27.30	<.0001
139	Additive	-0.26470	26.10	<.0001
15	Shift	0.28896	25.96	<.0001
12	Additive	0.29930	38.16	<.0001
141	Shift	-0.28719	31.61	<.0001
67	Shift	-0.28516	31.38	<.0001
78	Additive	0.25520	32.31	<.0001
121	Shift	0.27698	32.76	<.0001
48	Additive	0.23490	30.05	<.0001
93	Shift	0.24885	27.47	<.0001
90	Additive	0.26017	39.94	<.0001
51	Additive	0.21658	28.18	<.0001
74	Additive	0.18895	21.71	<.0001
6	Additive	0.18121	21.25	<.0001
108	Additive	0.17281	20.49	<.0001

## Tests for Normality

Test	--Statistic--	-----p Value-----	
Shapiro-Wilk	W 0.958162	Pr < W	<0.0001
Kolmogorov-Smirnov	D 0.107397	Pr > D	<0.0100
Cramer-von Mises	W-Sq 0.788175	Pr > W-Sq	<0.0050
Anderson-Darling	A-Sq 3.809851	Pr > A-Sq	<0.0050

c. ARIMA (3,1,0)

Conditional Least Squares Estimation									
Parameter	Estimate		Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag			
AR1,1	-0.41368		0.07080	-5.84	<.0001	1			
AR1,2	-0.29806		0.07397	-4.03	<.0001	2			
AR1,3	-0.17061		0.07098	-2.40	0.0172	3			
Autocorrelation Check of Residuals									
To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	1.25	3	0.7403	-0.012	-0.019	-0.018	-0.031	0.039	0.054
12	6.27	9	0.7126	0.059	-0.142	-0.014	0.006	-0.004	-0.019
18	16.97	15	0.3208	-0.010	-0.134	-0.011	-0.019	-0.159	-0.075
24	24.32	21	0.2778	-0.097	-0.129	-0.037	-0.067	0.035	0.012
30	32.05	27	0.2304	-0.046	-0.104	0.047	-0.025	0.010	0.132
36	44.29	33	0.0906	-0.006	0.024	-0.066	0.166	0.059	0.122
Outlier Details									
	Obs	Type		Estimate	Chi-Square	Approx Prob> ChiSq			
	158	Shift		0.38732	23.45	<.0001			
	30	Shift		-0.38222	24.52	<.0001			
	154	Shift		-0.36647	22.68	<.0001			
	151	Shift		0.41168	32.72	<.0001			
	182	Additive		0.31397	22.50	<.0001			
	186	Additive		0.34707	28.16	<.0001			
	178	Shift		-0.32129	23.34	<.0001			
	102	Shift		-0.31850	29.26	<.0001			
	85	Additive		0.28578	27.88	<.0001			
	139	Additive		-0.26993	26.24	<.0001			
	141	Shift		-0.30868	33.66	<.0001			
	121	Shift		0.27922	28.61	<.0001			
	44	Additive		0.26597	28.76	<.0001			
	67	Shift		-0.27677	29.13	<.0001			
	48	Additive		0.26474	28.49	<.0001			
	15	Shift		0.25672	25.06	<.0001			
	12	Additive		0.27902	32.89	<.0001			
	18	Additive		-0.26482	29.63	<.0001			
	78	Additive		0.24510	25.38	<.0001			
	93	Shift		0.25225	25.34	<.0001			
	90	Additive		0.26814	43.07	<.0001			
	51	Additive		0.23929	34.54	<.0001			
	108	Additive		0.20534	27.93	<.0001			
	111	Additive		0.19047	26.09	<.0001			
	53	Shift		0.18210	23.15	<.0001			
Tests for Normality									
Test	--Statistic--			-----p Value-----					
	Shapiro-Wilk	W	0.969207	Pr < W	0.0003				
	Kolmogorov-Smirnov	D	0.106912	Pr > D	<0.0100				
	Cramer-von Mises	W-Sq	0.583899	Pr > W-Sq	<0.0050				
	Anderson-Darling	A-Sq	2.808042	Pr > A-Sq	<0.0050				

## Lampiran 9. Output Syntax SAS Untuk ARIMA di Stasiun Pengukuran Panjang

### a. ARIMA (0,1,[1,34])

#### Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.58108	0.05529	10.51	<.0001	1
MA1,2	-0.24150	0.06129	-3.94	0.0001	34

Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	5.70	4	0.2223	0.039	0.053	-0.075	-0.029	-0.094	0.092
12	10.62	10	0.3876	-0.030	-0.085	-0.040	-0.025	0.098	-0.059
18	18.56	16	0.2922	-0.015	-0.118	-0.036	-0.104	-0.036	-0.096
24	21.40	22	0.4964	0.011	-0.101	0.022	-0.007	0.022	-0.039
30	29.24	28	0.4006	-0.118	-0.093	0.079	0.034	0.062	0.017
36	32.34	34	0.5489	0.007	0.091	0.012	0.030	-0.017	-0.057

#### Outlier Details

Obs	Type	Estimate	Chi-Square	Approx Prob> ChiSq
151	Shift	0.37708	18.46	<.0001
154	Shift	-0.36515	19.96	<.0001
30	Shift	-0.31819	14.19	0.0002
180	Additive	0.33454	13.74	0.0002
44	Additive	0.28772	11.06	0.0009
93	Shift	0.22329	9.52	0.0020
175	Shift	-0.24291	9.37	0.0022
139	Shift	-0.26009	13.28	0.0003
137	Additive	-0.26731	11.79	0.0006
191	Additive	0.22601	7.98	0.0047
15	Shift	0.20533	8.01	0.0047
18	Shift	-0.20586	8.39	0.0038
21	Shift	0.22046	11.17	0.0008
127	Shift	0.19290	11.51	0.0007
124	Additive	0.21586	10.71	0.0011
158	Shift	0.19096	11.21	0.0008
108	Additive	0.19938	9.70	0.0018
101	Shift	-0.17104	10.47	0.0012
66	Shift	-0.18030	11.82	0.0006
120	Additive	-0.19831	11.94	0.0006
47	Shift	0.17475	13.04	0.0003
49	Additive	-0.19409	12.03	0.0005
75	Additive	-0.19193	12.14	0.0005
6	Additive	0.19572	12.01	0.0005
2	Additive	0.20799	13.88	0.0002

#### Tests for Normality

Test	--Statistic--	-----p Value-----		
Shapiro-Wilk	W	0.990276	Pr < W	0.2046
Kolmogorov-Smirnov	D	0.054649	Pr > D	>0.1500
Cramer-von Mises	W-Sq	0.126831	Pr > W-Sq	0.0487
Anderson-Darling	A-Sq	0.696794	Pr > A-Sq	0.0717

## Lampiran 10. Output Syntax SAS Untuk ARIMA di Stasiun Pengukuran Baureno

### a. ARIMA (0,1,[1,34])

#### Conditional Least Squares Estimation

Parameter	Estimate	Standard Error	t Value	Approx Pr >  t	Lag
MA1,1	0.64546	0.04999	12.91	<.0001	1
MA1,2	-0.28524	0.05623	-5.07	<.0001	34

#### Autocorrelation Check of Residuals

To Lag	Chi-Square	DF	Pr > ChiSq	-----Autocorrelations-----					
6	1.19	4	0.8793	-0.002	-0.031	-0.012	0.026	-0.045	0.046
12	10.23	10	0.4202	0.096	0.025	-0.035	-0.152	-0.092	0.025
18	18.40	16	0.3012	-0.052	-0.078	-0.073	-0.042	-0.030	-0.144
24	22.63	22	0.4226	-0.017	-0.118	0.001	0.059	-0.016	0.033
30	29.08	28	0.4087	-0.036	0.080	-0.095	0.053	0.083	0.037
36	32.07	34	0.5623	0.024	0.050	-0.036	0.028	-0.043	0.074

#### Outlier Details

Obs	Type	Estimate	Chi-Square	Approx Prob> ChiSq
151	Shift	0.23869	8.18	0.0042
154	Shift	-0.31392	15.06	0.0001
74	Additive	0.29186	7.80	0.0052
26	Additive	-0.30492	7.84	0.0051
196	Additive	0.30381	8.14	0.0043
194	Shift	-0.29386	11.03	0.0009
30	Shift	-0.25289	8.80	0.0030
66	Shift	-0.20574	8.00	0.0047
178	Shift	-0.24274	8.63	0.0033
139	Additive	0.24322	6.87	0.0088
52	Additive	-0.24228	7.10	0.0077
18	Additive	-0.25040	7.99	0.0047
15	Shift	0.20525	7.55	0.0060
89	Additive	-0.23061	8.70	0.0032
145	Additive	0.20647	6.11	0.0135
110	Additive	0.22059	8.25	0.0041
48	Shift	0.15586	7.52	0.0061
85	Additive	0.21314	7.62	0.0058
158	Shift	0.15916	7.94	0.0048
192	Shift	0.23562	11.84	0.0006
188	Additive	0.22312	8.52	0.0035
138	Shift	-0.15339	7.80	0.0052
103	Shift	-0.19108	14.36	0.0002
126	Additive	-0.19051	7.67	0.0056
92	Additive	-0.22618	11.47	0.0007

#### Tests for Normality

Test	--Statistic--	-----p Value-----
Shapiro-Wilk	W 0.993317	Pr < W 0.5149
Kolmogorov-Smirnov	D 0.060996	Pr > D 0.0736
Cramer-von Mises	W-Sq 0.086768	Pr > W-Sq 0.1736
Anderson-Darling	A-Sq 0.46404	Pr > A-Sq >0.2500

**Lampiran 11.** *Output Residual SAS* Untuk model ARIMA di Stasiun Pengukuran Leran

a. ARIMA (0,1,1)

No	Forecast	STD	Residual
1			
2	0,243902	0,136671	-0,03557
3	0,225636	0,136671	-0,06146
4	0,194076	0,136671	-0,10861
5	0,138303	0,136671	0,017947
6	0,147519	0,136671	0,160173
7	0,229774	0,136671	-0,12451
8	0,165833	0,136671	-0,05347
9	0,138373	0,136671	-0,06962
10	0,102619	0,136671	0,034367
11	0,120268	0,136671	0,020577
12	0,130835	0,136671	0,269165
13	0,269061	0,136671	-0,20845
14	0,162012	0,136671	-0,04153
15	0,140685	0,136671	0,282392
⋮	⋮	⋮	⋮
188	0,322266	0,136671	-0,14369
189	0,248474	0,136671	-0,05979
190	0,217767	0,136671	-0,13115
191	0,150415	0,136671	-0,02542
192	0,137364	0,136671	-0,03932
193	0,117169	0,136671	0,138645
194	0,188368	0,136671	0,07479
195	0,226775	0,136671	-0,0381
196	0,207212	0,136671	0,07484
197	0,245644	0,136671	0,04007
198	0,266222	0,136671	-0,12336
199	0,20287	0,136671	-0,07643



## b. ARIMA (2,1,0)

No	Forecast	STD	Residual
1			
2	0,243902	0,137818	-0,03557
3	0,221631	0,137818	-0,05745
4	0,189007	0,137818	-0,10354
5	0,125225	0,137818	0,031025
6	0,148201	0,137818	0,159492
7	0,234517	0,137818	-0,12925
8	0,145516	0,137818	-0,03316
9	0,15706	0,137818	-0,08831
10	0,083394	0,137818	0,053593
11	0,121677	0,137818	0,019168
12	0,12344	0,137818	0,27656
13	0,30221	0,137818	-0,2416
14	0,126868	0,137818	-0,00639
15	0,177491	0,137818	0,245586
⋮	⋮	⋮	⋮
188	0,343677	0,137818	-0,16511
189	0,213388	0,137818	-0,02471
190	0,260092	0,137818	-0,17348
191	0,122408	0,137818	0,002592
192	0,134525	0,137818	-0,03649
193	0,099139	0,137818	0,156675
194	0,203135	0,137818	0,060022
195	0,223504	0,137818	-0,03483
196	0,214806	0,137818	0,067246
197	0,264566	0,137818	0,021148
198	0,262502	0,137818	-0,11965
199	0,195409	0,137818	-0,06897

c. ARIMA (3,1,0)

No	Forecast	STD	Residual
1			
2	0,243902	0,13616	-0,03557
3	0,223048	0,13616	-0,05887
4	0,193047	0,13616	-0,10758
5	0,13726	0,13616	0,01899
6	0,157963	0,13616	0,14973
7	0,237375	0,13616	-0,13211
8	0,13179	0,13616	-0,01943
9	0,143923	0,13616	-0,07517
10	0,119211	0,13616	0,017775
11	0,120546	0,13616	0,020299
12	0,12635	0,13616	0,27365
13	0,28	0,13616	-0,21939
14	0,123105	0,13616	-0,00262
15	0,152659	0,13616	0,270418
⋮	⋮	⋮	⋮
188	0,332373	0,13616	-0,1538
189	0,188264	0,13616	0,000415
190	0,218055	0,13616	-0,13144
191	0,180662	0,13616	-0,05566
192	0,137818	0,13616	-0,03978
193	0,115164	0,13616	0,14065
194	0,192032	0,13616	0,071126
195	0,217693	0,13616	-0,02901
196	0,190384	0,13616	0,091668
197	0,264371	0,13616	0,021343
198	0,269075	0,13616	-0,12622
199	0,184933	0,13616	-0,0585

**Lampiran 12.** *Output Residual SAS* Untuk model ARIMA di Stasiun Pengukuran Panjang

a. ARIMA (0,1,[1,34])

No	Forecast	STD	Residual
1			
2	0,362738	0,13028	0,157137
3	0,428566	0,13028	-0,16387
4	0,359918	0,13028	-0,07124
5	0,330073	0,13028	-0,01696
6	0,322968	0,13028	0,177032
7	0,39713	0,13028	-0,12496
8	0,34478	0,13028	-0,04861
9	0,324418	0,13028	-0,07583
10	0,292653	0,13028	0,063131
11	0,3191	0,13028	-0,08534
12	0,28335	0,13028	0,210514
13	0,371539	0,13028	-0,06865
14	0,342781	0,13028	0,08755
15	0,379457	0,13028	0,189339
⋮	⋮	⋮	⋮
188	0,447782	0,13028	-0,07767
189	0,330284	0,13028	-0,02314
190	0,293388	0,13028	0,060166
191	0,299538	0,13028	0,086796
192	0,325539	0,13028	0,242423
193	0,453944	0,13028	-0,16636
194	0,416986	0,13028	0,054419
195	0,428931	0,13028	-0,06856
196	0,436121	0,13028	0,019453
197	0,460551	0,13028	0,089931
198	0,506447	0,13028	-0,0982
199	0,470241	0,13028	-0,09228

**Lampiran 13.** *Output Residual* SAS Untuk model ARIMA di Stasiun Pengukuran Baureno

a. ARIMA (0,1,[1,34])

No	Forecast	STD	Residual
1			
2	0,151515	0,135226	0,134199
3	0,199094	0,135226	-0,07266
4	0,173334	0,135226	-0,02628
5	0,164019	0,135226	-0,04056
6	0,149638	0,135226	-0,01265
7	0,145152	0,135226	-0,09139
8	0,112751	0,135226	-0,04183
9	0,097921	0,135226	-0,02555
10	0,088862	0,135226	0,004596
11	0,090491	0,135226	-0,01586
12	0,084867	0,135226	0,142406
13	0,135355	0,135226	-0,08536
14	0,105093	0,135226	0,018363
15	0,111604	0,135226	0,193952
:	:	:	:
188	0,222553	0,135226	-0,11946
189	0,097237	0,135226	0,259906
190	0,132916	0,135226	0,101126
191	0,160454	0,135226	-0,06045
192	0,123839	0,135226	-0,04051
193	0,161819	0,135226	0,231039
194	0,286665	0,135226	0,213335
195	0,402198	0,135226	-0,23553
196	0,332245	0,135226	-0,20581
197	0,262648	0,135226	0,237352
198	0,347035	0,135226	-0,23076
199	0,265223	0,135226	-0,2009

# **Lampiran 14.** Syntax deteksi *outlier* pada Stasiun Pengukuran Leran

## a. ARIMA (0,1,1)

```

data leran;
input x;
datalines;
0.24390243902439
0.208333333333333
0.164179104477612
0.0854700854700855
0.15625
0.307692307692308
0.105263157894737
0.112359550561798
.
.
.
0.263157894736842
0.188679245283019
0.282051282051282
0.285714285714286
0.142857142857143
0.126436781609195
;
data leran;
set leran;
if _n_>=30 then LS30=1;else LS30=0;
if _n_>=151 then LS151=1;else LS151=0;
if _n_>=154 then LS154=1;else LS154=0;
if _n_>=158 then LS158=1;else LS158=0;
if _n_=186 then A0186=1;else A0186=0;
if _n_=182 then A0182=1;else A0182=0;
if _n_>=178 then LS178=1;else LS178=0;
if _n_>=102 then LS102=1;else LS102=0;
if _n_>=67 then LS67=1;else LS67=0;
if _n_=85 then A085=1;else A085=0;
if _n_>=15 then LS15=1;else LS15=0;
if _n_=12 then A012=1;else A012=0;
if _n_=18 then A018=1;else A018=0;
if _n_=44 then A044=1;else A044=0;
if _n_>=121 then LS121=1;else LS121=0;
if _n_>=93 then LS93=1;else LS93=0;
if _n_=90 then A090=1;else A090=0;
if _n_=139 then A0139=1;else A0139=0;
if _n_>=141 then LS141=1;else LS141=0;

```

```

if _n_=78 then A078=1;else A078=0;
if _n_=48 then A048=1;else A048=0;
if _n_=52 then A052=1;else A052=0;
if _n_>=51 then LS51=1;else LS51=0;
if _n_=111 then A0111=1;else A0111=0;
if _n_=108 then A0108=1;else A0108=0;
run;
proc arima data=leran;
identify var=x(1) crosscorr=(LS30(1) LS151(1) LS154(1) LS158(1)
A0186(1) A0182(1) LS178(1) LS102(1) LS67(1) A085(1) LS15(1)
A012(1) A018(1) A044(1) LS121(1) LS93(1) A090(1) A0139(1)
LS141(1) A078(1) A048(1) A052(1) LS51(1) A0111(1) A0108(1));
estimate
p=(0)
q=(1)
input=( LS30 LS151 LS154 LS158
A0186 A0182 LS178 LS102 LS67 A085 LS15
A012 A018 A044 LS121 LS93 A090 A0139
LS141 A078 A048 A052 LS51 A0111 A0108)
noconstant method=cis;
forecast out=ramalan lead=18;
outlier maxnum=25 alpha=0.05;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;

```

## b. ARIMA (2,1,)

```

data panjang;
input x;
datalines;
0.24390243902439
0.208333333333333
0.164179104477612
0.0854700854700855
0.15625
0.307692307692308
0.105263157894737
0.112359550561798
.
.

```

```

.
0.263157894736842
0.188679245283019
0.282051282051282
0.285714285714286
0.142857142857143
0.126436781609195
;
data panjang;
set panjang;
if _n_>=154 then LS154=1;else LS154=0;
if _n_>=151 then LS151=1;else LS151=0;
if _n_=186 then A0186=1;else A0186=0;
if _n_=182 then A0182=1;else A0182=0;
if _n_>=158 then LS158=1;else LS158=0;
if _n_>=30 then LS30=1;else LS30=0;
if _n_=85 then A085=1;else A085=0;
if _n_>=102 then LS102=1;else LS102=0;
if _n_>=178 then LS178=1;else LS178=0;
if _n_=44 then A044=1;else A044=0;
if _n_=18 then A018=1;else A018=0;
if _n_=139 then A0139=1;else A0139=0;
if _n_>=15 then LS15=1;else LS15=0;
if _n_=12 then A012=1;else A012=0;
if _n_>=141 then LS141=1;else LS141=0;
if _n_>=67 then LS67=1;else LS67=0;
if _n_=78 then A078=1;else A078=0;
if _n_>=121 then LS121=1;else LS121=0;
if _n_=48 then A048=1;else A048=0;
if _n_>=93 then LS93=1;else LS93=0;
if _n_=90 then A090=1;else A090=0;
if _n_=51 then A051=1;else A051=0;
if _n_=74 then A074=1;else A074=0;
if _n_=6 then A06=1;else A06=0;
if _n_=108 then A0108=1;else A0108=0;
run;
proc arima data=panjang;
identify var=x(1) crosscorr=(LS154(1) LS151(1) A0186(1) A0182(1)
LS158(1) LS30(1) A085(1) LS102(1) LS178(1) A044(1) A018(1)
A0139(1) LS15(1) A012(1) LS141(1) LS67(1) A078(1) LS121(1)
A048(1) LS93(1) A090(1) A051(1) A074(1) A06(1) A0108(1));
estimate
p=(1,2)
q=(0)
input=( LS154 LS151 A0186 A0182
LS158 LS30 A085 LS102 LS178 A044 A018
A0139 LS15 A012 LS141 LS67 A078 LS121
A048 LS93 A090 A051 A074 A06 A0108)

```

```

noconstant method=cls;
forecast out=ramalan lead=18;
outlier maxnum=25 alpha=0.05;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;

```

### c. ARIMA (3,1,0)

```

data baureno;
input x;
datalines;
0.24390243902439
0.208333333333333
0.164179104477612
0.0854700854700855
0.15625
0.307692307692308
0.105263157894737
0.112359550561798
.
.
.
0.263157894736842
0.188679245283019
0.282051282051282
0.285714285714286
0.142857142857143
0.126436781609195
;
data baureno;
set baureno;
if _n_>=158 then LS158=1;else LS158=0;
if _n_>=30 then LS30=1;else LS30=0;
if _n_>=154 then LS154=1;else LS154=0;
if _n_>=151 then LS151=1;else LS151=0;
if _n_=182 then A0182=1;else A0182=0;
if _n_=186 then A0186=1;else A0186=0;
if _n_>=178 then LS178=1;else LS178=0;
if _n_>=102 then LS102=1;else LS102=0;
if _n_=85 then A085=1;else A085=0;
if _n_=139 then A0139=1;else A0139=0;
if _n_>=141 then LS141=1;else LS141=0;
if _n_>=121 then LS121=1;else LS121=0;
if _n_=44 then A044=1;else A044=0;

```



```

if _n_>=67 then LS67=1;else LS67=0;
if _n_=48 then A048=1;else A048=0;
if _n_>=15 then LS15=1;else LS15=0;
if _n_=12 then A012=1;else A012=0;
if _n_=18 then A018=1;else A018=0;
if _n_=78 then A078=1;else A078=0;
if _n_>=93 then LS93=1;else LS93=0;
if _n_=90 then A090=1;else A090=0;
if _n_=51 then A051=1;else A051=0;
if _n_=108 then A0108=1;else A0108=0;
if _n_=111 then A0111=1;else A0111=0;
if _n_>=53 then LS53=1;else LS53=0;
run;
proc arima data=baureno;
identify var=x(36) crosscorr=( LS158(1) LS30(1) LS154(1) LS151(1)
A0182(1) A0186(1) LS178(1) LS102(1) A085(1) A0139(1) LS141(1)
LS121(1) A044(1) LS67(1) A048(1) LS15(1) A012(1) A018(1)
A078(1) LS93(1) A090(1) A051(1) A0108(1) A0111(1) LS53(1));
estimate
p=(1,2,3)
q=(0)
input=( LS158 LS30 LS154 LS151
A0182 A0186 LS178 LS102 A085 A0139 LS141
LS121 A044 LS67 A048 LS15 A012 A018
A078 LS93 A090 A051 A0108 A0111 LS53)
noconstant method=cls;
forecast out=ramalan lead=18;
outlier maxnum=25 alpha=0.05;
proc print data=ramalan;
run;
proc univariate data=ramalan normal;
var residual;
run;

```

## BIODATA PENULIS



Penulis  
bernama  
lengkap  
**LAKSMANA  
DIKI SADITA**,  
dilahirkan pada  
tanggal 30 Mei  
1996 di  
Kabupaten  
Bojonegoro  
sebagai anak  
pertama dari

pasangan Achmadin Djati Nurwahono dan Lilik Tri Rahayu. Penulis bertempat tinggal di Dusun Bagud Desa Sumuragung RT 1 RW 1 Kecamatan Sumberrejo Kabuapten Bojonegoro. Pendidikan formal yang ditempuh penulis adalah TK ABA Sumberrejo, MIM 18 Sumberrejo, SMP Plus Ar-Rahmat Bojonegoro dan SMAN 1 Tuban. Pada tahun 2014, penulis diterima di Program Studi Diploma III Jurusan Statistika ITS melalui jalur seleksi reguler Diploma III dengan NRP 1314 030 008. Selama perkuliahan penulis pernah aktif dalam beberapa organisasi antara lain sebagai anggota UKM Sepak Bola ITS, sebagai staff Tim Dana & Usaha FORSIS ITS periode 2015/2016. Pada Semester 4, penulis melakukan Kerja Praktek di BPS Kabupaten Bojonegoro. Kemudian pada Tugas Akhir kali ini penulis sangat ingin sekali memberikan manfaat bagi daerah asal, yaitu Bojonegoro. Apabila pembaca memiliki kritik dan saran atau ingin berdiskusi lebih lanjut mengenai tugas akhir ini, penulis dapat dihubungi melalui email [dikiisadita@gmail.com](mailto:dikiisadita@gmail.com)